

金融网络冲击的持续性与非对称性： 对中美双边债务风险的观测

张南 刘颖 陈宝麟 唐晓冬

摘要：本文使用三维数据建立国际债券网络，论述了金融网络冲击的持续性与非对称性的基本原理，区分了资产与负债双向冲击的本质差异。根据网络形成的动态系统视角与矩阵对角化视角，本文开发出冲击波及函数（Shock Reaction Function，简称SRF）与冲击对齐指数（Shock Alignment Index，简称SAI）两种新方法，以观察静态结构状态；并进一步从“截面静态网络”升级为“面板动态网络”，整理出8行840列的矩阵形式，形成了一个全球动态金融网络，进而建立了面板网络向量自回归模型（Panel Network VAR，简称PNV），捕捉随时间推移的动态反馈及时滞效应，深挖特定双边关系机制。通过动态权重矩阵的模型估计，中国在美债市场中的风险敞口是一个随外部冲击而主动调整的内生变量，这种“网络连接性的主动优化”是抵御全球输入性金融风险的核心工具。实证结果显示，尽管美债增发导致风险飙升，但由于中国主动减持使得风险权重降低，两者相乘后的实际输入性风险得到了有效对冲和控制。

关键词：国际资金循环；三维数据；国际债券网络；冲击波及函数；冲击对齐指数；风险敞口；Panel Network VAR 模型

中图分类号：F224

JEL 分类号：F32；F34；G15

一、引言

2008年以来，国际收支（Balance of Payments，简称BOP）与国际投资头寸（International Investment Position，简称IIP）的时序数据显示了中美对外失衡的复杂

〔收稿日期〕2026-04-21

〔作者简介〕张南（通信作者），广岛修道大学经济科学部，E-mail: zhang@shudo-u. ac. jp；刘颖，东北财经大学统计学院，E-mail: liuy@dufe. edu. cn；陈宝麟，首都经济贸易大学统计学院，E-mail: skylinchern@cueb. edu. cn；唐晓冬，广岛修道大学研究生院，E-mail: sto52@alpha. shudo-u. ac. jp。本文是作者张南2024—2025年在北京大学光华管理学院做访问教授期间从事研究的一部分。作者感谢秦宛顺老师与靳云汇老师对本文中关于线性代数理论的提示，感谢于鸿君教授、刘晓蕾教授、王明进教授、贾春新教授以及教学秘书曾丽女士等给予张南在光华管理学院工作期间的大力支持，也感谢伍晓鹰教授和余昌华教授与作者在 Finance-Production Network 上有意义的讨论，同时感谢匿名评审专家中肯且富有建设性的意见，当然文责自负。

性。中国的经常项目顺差从2000年开始不断扩大,2025年贸易顺差首次突破1万亿美元^①,但2022年以来连续出现境内外资外流与海外资金流入急剧下降的反常现象。近年来,中国政府提出了“加快构建以国内大循环为主体,国内国际双循环相互促进的新发展格局”(刘鹤,2020)。围绕着中美对外失衡问题,卢锋(2008,2025)考察了中美经济不平衡镜像关系的事实表现和成因,总结了历史经验,并由此解读两国经济增长结构的特点、外部环境的严峻性与中国面临的现实选择。余永定(2022)实证研究了美国外债余额与GDP增长的路径和性质,以及美国各项经济政策对该路径的影响,指出美国的“外部可持续性”问题会越来越严重,中国需调整对外资产负债结构和国际收支结构。近年来,中国持续减持美债,据美国财政部数据显示,截至2025年12月底中国持有美国国债规模降至6 835亿美元。这反映了中国对外金融投资的结构性变化。

从美国方面看,其对外净负债越大,从外部获取的净金融资产收入反而越高,这一特征一定程度上缓解了其经常账户赤字及对外债务的不可持续性。美国这一特殊现象的成因,显然与资产端高收益而负债端低成本有关(Caballero et al., 2017; Gourinchas et al., 2019)。由此引出一个问题,中国减持美债能对美国金融体系产生结构性冲击吗?为此,有必要从资产端与负债端考察中美的双边风险敞口。

本文基于国际资金循环(Global Flow of Funds,简称GFF)的分析视角,开发国际债券网络所需要的三维数据(Three-Dimensional Data,简称3D),观测中美双边债务风险。GFF的统计思考来源于Copeland(1952)对资金流量账户的研究,而GFF的分析构想始于石田定夫(1993)。张南(2004,2005)提出了GFF的理论概念与分析框架,使用结构方程式探讨了中国对外资金循环的特点及问题,但并没有编制基于GFF概念的统计数据。

2008年国际金融危机后,国际货币基金组织(IMF)和金融稳定委员会(FSB)提出了完善金融账户(Financial Accounts,简称FA)与资产负债表(Balance Sheets,简称BS)的信息缺口,开发被称为点对点(from-Whom-to-Whom,简称W-t-W)的3D数据的倡议(FSB and IMF, 2009)。IMF在2013年开始试编GFF(Errico et al., 2014),在2016年公布的“货币与金融统计指南”新版中增加了关于“W-t-W”形式的3D数据部分。在国际收入与财富研究协会(International Association for Research in Income and Wealth,简称IARIW)及IMF等国际组织的积极推进下,近年来美联储、欧洲央行及加拿大央行已开始公布部分3D数据。

在3D数据开发方面具有启发意义的先驱性研究中,Stone(1966)、Klein(1983)的理论贡献突出。他们讨论了将投入产出表的矩阵形式导入T型账户形式的资金流

① 数据来源:中国海关总署2025年12月8日公布的数据。

量表的方法,提出了资产系数与负债系数的计算公式。辻村和佑和沟下雅子(2002, 2008)将投入产出表与FA结合试编矩阵并进行了实证研究。张南(2014, 2017)提出了GFF分析的理论框架,讨论了数据源,建立了对外资金循环计量模型,并进行了实证研究。Zhang and Zhao(2019)整合了建立GFF统计的数据源,运用国际货币基金组织及国际清算银行(BIS)发布的金融数据首次构建了一个3D形式的GFF统计矩阵,以衡量中国、日本及美国的国际资金信贷关系。Zhang(2020)完善了GFF统计的数据源及统计框架,构建了3D形式的全球直接投资、国际证券投资及跨境银行的统计矩阵,以衡量全球的金融稳定性。Zhang(2022)进一步将GFF矩阵与部门账户数据衔接起来,建立跨境部门间的存量矩阵(Sectoral from-whom-to-whom Financial Stock Matrix,简称SFSM),观测跨境部门之间的金融风险。Zhang and Zhang(2024)聚焦GFF的3D开发、统计模型设计及金融网络三方面,构建了以G20经济体为观测对象的国际资产负债矩阵,并细分到中、日、美、英之间20个部门的跨境SFSM,以及20个部门间的金融网络,模拟预测了金融风险增大所形成的外部冲击与风险传导。

国际上对金融风险传染机制的理论和实证研究较为丰富。在国际文献中,金融风险传染可以大致分为对手方违约风险、持有共同资产的价格传染风险及融资流动性风险三个主要渠道。与本文提出的观测中美双边债务风险的方法与金融网络研究相关联,Battiston et al.(2012)提出了“债务排名”这一衡量指标。该指标源于反馈中心性概念,提出了确定网络中具有系统重要性节点的方法。Billio et al.(2012)提出了将主成分分析与格兰杰因果网络相结合的度量方法,并将其应用于对冲基金、银行、经纪交易商及保险公司的月度收益率。Acemoglu et al.(2015)研究认为:金融传染的范围呈现出一种相转变现象,只要对金融机构造成的负面冲击的规模足够小,结构更为紧密的金融网络就能增强金融稳定性;然而,超过一定限度后,紧密的相互联系反而会成为冲击传染的机制,导致金融体系更加脆弱。这篇论文阐明的金融传染相转变现象对观测金融风险很有参考意义,但这也表明在某些条件下有助于增强韧性的相同因素,在其他条件下则可能成为系统性风险的重要来源,需要进一步探讨、观测双边风险敞口。

Markose(2012)对全球场外衍生品市场中的金融交易之间的相互联系,进行了企业层面的自下而上的整体可视化展示。这有助于识别具有系统重要性的金融中介,分析传染传播的性质,提出增强网络稳健性的方法。Markose et al.(2021)还采用了一种基于网络的谱特征对偶方法来分析全球核心银行系统的系统性风险,该方法将网络故障视为一个动态系统的稳定性问题。通过与基于市场价格的系统性风险指数进行了比较,该文发现基于双边资产负债表数据的谱特征对偶方法能够提前预警不稳定情况。网络中心性指标能够识别具有系统重要性和脆弱性的银行系统。

先行研究为观测GFF的稳定性与双边债务风险提供了重要参考价值。本文的贡

献主要体现在四个方面：其一，由 Stone（1966）、Klein（1983）提出的将投入产出框架嵌入金融账户的方法是 GFF 领域长期令人关注的问题，本文引入了新的思维与方法，借助 IMF 公布的国际债券投资数据，开发出 3D 数据模式的国际债券存量矩阵。其二，本文运用线性代数与金融网络理论方法，提出国际债券投资的理论命题与推论，建立了冲击波及函数（SRF）与冲击对齐指数（SAI）。其三，由于静态分析无法捕捉随时间推移的动态反馈，本文首创 Panel Network VAR 模型解决这个问题，将静态的“结构”转化为动态的“系统”观测，开发出全新的方法论。其四，本文测量中国减持美债与美国增发美债的金融风险，评估中国对外资金循环的挑战，理论命题与实证结果较匹配。

本文的目标是基于 GFF 视角理解各国金融体系之间的风险传导现象，并从以下两个角度探讨国家层面债券投融资的相互依存关系，即双边敞口的静态状态和市场价格协同的动态变动，并将中国减持美债作为理论框架的一个验证案例讨论。为实现这一目标，本文提出了一个观测静态时点金融网络冲击的持续性与非对称性的方法。使用 IMF 发布的债券投资统计、国债收益率及美元指数等相关数据，本文编制了以 G20（28 个国家或地区）^② 为观测对象，以 2017—2024 年为时间维度的 3D 矩阵，共 840 列的庞大动态网络，进而建立反映双边风险敞口与市场价格变化动态的 PNV 模型。该模型通过估算基于市场的联系，从各国债券投融资之间的直接金融流动中估算出动态双边风险敞口。

余文结构安排如下：第二部分为分析视角与 CPIS 数据源，第三部分为双边风险敞口与国际债券网络的构建，第四部分为观测金融风险敞口冲击的理论模型，第五部分为风险敞口冲击效应的静态估计，第六部分为国际债券网络拓扑结构（W 矩阵）的动态变化，第七部分为结论与启示。

二、分析视角与 CPIS 数据源

（一）基本概念和数据框架

GFF 指的是跨国资金在全球范围内的流动和循环过程。这种循环涉及各国之间的资本流动，包括直接投资、证券投资和国际银行借贷等金融交易。GFF 具有流动性强、规模大、影响广泛等特点，对各国经济发展和金融市场稳定影响巨大。GFF

② G20 是一个国际组织，加入 G20 的国家和地区的数量在逐渐增加。其中，开曼群岛、英属维尔京群岛、中国香港地区等虽然不是 G20 成员，但国际资金流动份额及影响较大，因此也纳入了本文的研究范围。另外，在本文的研究中，重点关注经济体的概念，中国内地和中国香港地区同属于中国，但在本文中作为两个经济体进行研究。当两者同时出现时，使用中国内地和中国香港；当两者不同时出现时，为了简单起见，中国内地也以中国指代。

包括国内资金循环与跨境资本流动,既反映了一定时期内某国乃至某国际经济体组织的对外资金流量,也与一定期末时点的资产与负债存量相对应。本文将包括国际资金流量与存量的统计、观测与分析称为 GFF 分析 (Zhang and Zhang, 2024)。观测 GFF 对经济学者、政策制定者、金融投资者和国际商务至关重要,因为它会影响汇率、利率、资产价格、金融稳定与经济增长。通过跟踪全球资金流动,可以研判经济趋势,识别投资机会和风险,以促进经济稳定增长。GFF 分析显示了资金流动的特征和结构,它涉及两个方面:①国内资金与国际资本流动的关系;②国际资金循环中的双边与多边风险敞口评估。解决这两种关系的关键是实现储蓄-投资流动、贸易流动和对外资本流动的均衡发展。GFF 分析是对资金流量分析的延伸,是对国内资金流动和国际资本流动分析的扩展。由于金融市场上的资金流动与 BOP 相衔接,如果经常出现收支顺差,海外部门 (Rest of the World, 简称 ROW) 就会出现超额的资金流出 (净资本流出);相反,国内部门将出现净资金流入以弥补国内资金不足。因此,在开放的经济体系中实施宏观调控时,需要基于双循环视角观测国内外的资金循环。

宏观经济中的双循环包括实体与金融两个方面,连接着国内与海外。基于双循环的视角,GFF 分析可按两阶段进行。一是关于资金在国内实体经济中的循环分析,即将资金作为生产、收入、支出的媒介手段所展开的资金流动分析,分析的重点在于观测投资储蓄差额与对外资金运筹的过程。二是对国内资金流动、国际收支及国际资本流动的观测,反映了外贸、国内资金与对外直接投资、国际证券市场、跨境信贷市场的相互融资借贷关系。本文分析的重点在于解释各国资金余缺的原因与对外资金循环的结构性问题,探求双边或多变金融风险敞口,考察全球金融危机蔓延程度,评估金融政策的波及效果。综上所述,面对现今国际金融市场的动荡变化,有必要开发 GFF 的 3D 数据,研究 GFF 分析方法,使用 3D 数据衡量金融风险,观测系统性金融危机的波及效应、交易对手之间的风险敞口及跨境资本流动风险的传导渠道。

为了把握 GFF 的流向与规模,本文需要建立完整的 GFF 信息系统。FA 中的海外部门是构建 GFF 信息系统的基础数据,连接着国内与国外资金来源和使用,也是编制跨境部门账户的基础数据源。按照相同的部门与交易项目分类,记录某一期末时点的资产负债规模及水平,即为部门资产负债表。FA 中的国内资金余缺对应于 BOP 的经常账户,ROW 的外资流动与 BOP 的金融收支保持一致。然而,FA、BOP、IIP 和 BIS 统计虽然提供了对外资金循环的二维信息,即谁交易了什么,但却没有提供交易对手方的信息。为了弥补此信息缺口,本文将 FA 中的 ROW 与 BOP 以及 IMF 和 BIS 等公布的国际金融统计数据整合调整,按照 IMF 公布的货币与金融统计标准 (IMF, 2016),对其整合分类就构成了开发 3D 数据的主要信息源 (Zhang, 2020)。

(二) 数据源

GFF 分析首先是对直接投资、国际证券投资、国际银行信贷、国际收支和国际

投资头寸等各种形式的国际资金流动及资产负债头寸的观测。反映这些国际资金流动的存量数据来自 IMF 公布的直接投资调查 (Coordinated Direct Investment Survey, 简称 CDIS)、证券投资调查 (Coordinated Portfolio Investment Survey, 简称 CPIS) 和国际投资头寸, 还有 BIS 公布的国际银行统计 (International Banking Statistics, 简称 IBS), 以及各国央行公布的 FA。运用这些数据可以推导出 3D 形式的数据集, 为居民和非居民^③提供一个相关国家或地区的金融头寸信息。限于篇幅, 本文重点使用 CPIS 数据, 在此就其数据源略做说明。

CPIS 数据最初由 IMF 于 1997 年 12 月底公布, 之后从 2001 年起该数据每年公布一次 (12 月底), 从 2013 年 6 月底开始改为每半年公布一次, 反映某一时点 (6 月底与 12 月底) 的证券投资情况, 通常滞后 7 个月。CPIS 是基于国际收支和国际投资头寸手册 (BPM6) 标准单独发布的全球跨境证券投资存量的数据, 是由 IMF 协调的一项全球性统计调查, 旨在收集和发布各国关于跨境证券投资的详细数据。各国数据在定义、统计标准、分类方法上与 BOP、IIP 保持一致, 以便于国际比较和分析。CPIS 与 IIP 的关系如下: CPIS 提供的证券投资数据是 IIP 中“证券投资”类别数据的主要来源; 而 IIP 在编制证券投资数据时, 通常会参考或直接使用 CPIS 的数据, 但 IIP 没有提供交易对手方的信息, 因此直接使用 IIP 统计无法编制包括交易对手方信息的 3D 数据。CPIS 是一项全球性调查, 参与国家包括 IMF 的成员国及其他经济体, 其中隐含了可交易对手方的信息。作者曾使用 CPIS 开发出了 W-t-W 模式的 3D 数据 (Zhang and Zhang, 2024)。

关于如何更加准确地观测国际资本流动的方法论, Coppola et al. (2021) 认为测量国际资本流动应采用国民 (Nationality) 概念, 而不是现行的居住者 (Residency) 概念, 并举例说明根据居住者的概念, 美国国民账户低估了美国在中国企业中近 6000 亿美元的持股。经济统计的内涵概念决定了该项统计的外延范围。该观点对掌握准确信息而言有其积极合理的成分, 但从全面、准确、可比的标准来捕捉经济信息的视角, 该论文仍有可以斟酌之处。实际上 CPIS、CDIS、BOP、IIP, 包括 BIS 金融统计中的属地银行统计 (Locational Banking Statistics, 简称 LBS)^④的口径与范围有国际标准的统一定义, 均采用了居住者。这是一个国际金融统计体系, 改动一点影响全部, 会出现新的统计遗漏或重复计算。此外, 对国际资本流动而言, 各国 (包括中美) 有着不同的统计标准, 为保持国际可比性, 本文采用了 IMF 公布的符合国际标准的 CPIS 数据。

③ 此处的居民指的是 BOP 统计里对居民概念的定义。

④ BIS 金融统计中还设有综合银行统计数据 (Consolidated Banking Statistics, 简称 CBS), 这是根据国民的概念采集的数据。

截至2025年,参与CPIS报告数据的经济体有72个,涵盖了全球主要的金融市场。CPIS包括股权证券(Equity and Investment Fund Shares)与债券投资(Debt Securities)两大部分的存量数据。按照投资方向可以分为资产(对外证券投资)和负债(外来证券投资)。根据投资来源与目的地,按照国家或地区分类,可以显示投资的来源国和目的地国。为了获得跨境风险敞口,CPIS统计的各国跨境债券投资按照交易对手国和工具类型(债务、长期和短期)分列。由于本文的研究重点为国际债券,因此主要采用CPIS统计中的债券投资数据。

三、双边风险敞口与国际债券网络的构建

(一) 中国持有美债的变化

从贸易流量与资金流量角度看,2008—2017年间中美存在着相互依赖的镜像关系,中国政府通过购买美债进行对外均衡调整。主要表现为:中国大规模地向美国出口物美价廉的商品,支撑了美国的消费,导致外汇储备持续增加。而美债被视作避险资产,成为中国外汇储备的重要投资对象,以保持汇率稳定,并维持出口拉动型增长模式。从美国角度看,购买美债弥补了美国资金的不足,使美国利率在2008—2017年间得以保持低位,间接支持了美国的量化宽松政策。2000—2013年间中国持有美债规模增长15.7倍,而日本仅增长1.8倍,英国仅增长2.1倍。这在很长时期内维持了中美非均衡增长的对外贸易模式,但2018年以来,由于中美关系紧张,这种对外调整模式的可持续性受到挑战。美国大幅提高对中国的关税,对中国高科技企业实施限制和制裁,加上国内住户部门消费不足,以及房地产市场的低迷,使得中国经济增速放缓。为此,中国做出了相应的对外调整。美国财政部数据显示^⑤,2017年以来中国逐步减持美债,截至2025年12月中国持有美债6835亿美元,约为2013年11月峰值的一半,低于日英。以往中美相互依赖得以维持的对外资金循环的镜像模式面临着中美经济脱钩的风险。

与此同时,中国对外金融投资发生着战略性转移。2013—2018年间,亚洲基础设施投资银行、丝路基金、新开发银行三家多边金融机构相继成立,对“一带一路”沿线国家直接投资超过900亿美元,年均增长5.2%^⑥。中国将赚来的美元投资于海外港口和能源走廊等基础设施,用于购买原材料,收购国际上重要的制造和技术企业,推进人民币国际化,形成了中国对外资金流向的新特点。中国减持美债是“去

^⑤ 数据来源:美国财政部,参见<https://home.treasury.gov/data/treasury-international-capital-tic-system>。

^⑥ 数据来源:清华大学国家金融研究院,参见<https://www.yidaiyilu.gov.cn/wcm.files/upload/CMSydlgw/202001/202001120611052.pdf>。

美元化”战略的重要组成部分,但在当前阶段更像是一种防御性的“风险分散”,其背后是金融安全、经济结构与地缘政治等多重因素的权衡。但中国减持美债能对美国金融体系产生结构性冲击吗?要回答这个问题,就有必要精确审视持有美债的双边风险敞口。

双边风险敞口是指双方(通常是金融机构、企业或国家)相互承担的财务责任和风险。这些风险敞口可能来自金融交易,如贷款、衍生品、贸易信贷或投资等,对风险管理、金融稳定和监管至关重要(BIS, 2024)。本文基于GFF的视角编制W-t-W的金融矩阵,设定时点头寸,跟踪国际交易对手方的资产与负债的双边风险敞口。根据GFF矩阵平衡原理可知(Zhang and Zhang, 2024),GFF矩阵每个向量的变化会连锁导致四个变化,即交易对手方的资产/负债,以及金融工具的资产/负债。为了考察交易对手方,即国家或地区之间跨境资产/负债,本文需扩展到3D数据形式,去追踪W-t-W做了什么及量化的金融投资,进而观测W-t-W的变化对某国或地区的冲击影响。

(二) 国际债券3D矩阵与债券网络的构成

截至2023年末,全球直接投资资产总额为36.36万亿美元,国际证券投资总额为69.73万亿美元,国际银行信贷总额为23.91万亿美元^⑦,分别占合计总量的28%、54%及18%,国际证券投资占比最高,其中的债券投资一般被限定为安全资产(Caballero et al., 2017),包括债权类金融资产。短期安全资产通常由银行存款、货币市场共同基金等货币类资产,以及回购协议、商业票据、国库券等“准货币”资产所构成;长期安全资产一般包括国债、高信用等级的资产抵押债券及公司债券等。在经济危机、金融危机、地缘政治冲突或者严重自然灾害等极端情形下,安全资产是预期在发生系统性负向冲击时仍能保持其价值的债务工具。

本文旨在从投资角度观测持有美债的风险,附录表A1是根据Klein公式^⑧(资金供给方),利用IMF最新公布的CPIS,编制的截至2023年末的国际债券投资的3D矩阵。该表的“列”为某国对各个交易对手证券投资的资产,“行”为某国利用证券融资形成的对交易对手的负债。某国对交易对手方的资产合计与负债合计常常不一致,若资产合计大于负债合计则该国持有净资产,若资产合计小于负债合计则该国持有净负债。表A1最下方的三行与最右侧的三列所示,某国的“总资产+净负债”与该国的“总负债+净资产”必相等,即行和等于列和,保持均衡。观测对

⑦ 数据来源:IMF,参见https://data.imf.org/en/datasets/IMF.STA:PIP?indicator_id=P_TOTINV_P_USD; BIS,参见<https://data.bis.org/topics/LBS#metadata>。

⑧ 根据分析目的也可根据Stone公式,设置“行”为资产,“列”为负债。Klein公式与Stone公式的定义与区别请参看Zhang and Zhang (2024)。

象包括了开曼群岛(CI)与英属维尔京群岛(BVI),以及G20组织以外的其他经济体。表A1是一个28阶矩阵,表示G20经济体国际债券投资中W-t-W的资产负债结构关系。

通过表A1中各国对外债券投资总资产与净负债的数据可知,截至2023年末,全球债券投资头寸为35.77万亿美元。其中,美国对外债券资产为3.85万亿美元,占全球债券资产的10.76%;负债为11.16万亿美元,占全球债券负债的31.20%;净负债额为7.31万亿美元,净债券融资占比为20.44%,比2022年末又增加了2.7个百分点。而中国对外债券资产为0.48万亿美元,占全球债券资产的1.34%(在G20中居第16位);负债为0.53万亿美元,占全球债券负债的1.49%(在G20中居第14位)。中美在国际债券市场的比重差距很大,从中也可以看出美国以国际债券融资为主的特点。

表A1还可以显示中美在全球债券市场中的头寸规模与结构关系。首先,从中国内地国际债券投资对手方(列)来看,美国(US)占了最大的份额(26.65%),其次为中国香港(HK, 19.59%)、英属维尔京群岛(BVI, 15.67%)及其他经济体(OE, 9.34%);而中国内地国际债券融资对手方(行)则依次为中国香港(HK, 30.36%)、新加坡(SG, 12.65%)、开曼群岛(CI, 4.22%)及其他经济体(OE, 33.07%)。由此可知,中国内地对外债券投资主要集中在美国、中国香港、英属维尔京群岛及其他经济体,中国内地对外债券融资主要来自中国香港、新加坡、开曼群岛及其他经济体。

其次,从美国角度看,美国的国际债券投资主要流向开曼群岛(CI, 18.75%)、加拿大(CA, 13.82%)、英国(UK, 11.39%)、日本(JP, 5.68%)及其他经济体(OE, 20.71%),其中对中国(CN)的国际债券投资仅为0.42%。而美国的国际债券融资主要来自开曼群岛(CI, 17.38%)、日本(JP, 10.13%)、卢森堡(LU, 6.31%)、英国(UK, 4.64%)、加拿大(CA, 4.28%)及其他经济体(OE, 38.17%),来自中国(CN)的债券融资仅占1.14%。从对其他经济体(OE)债券投融资的规模看,中国融资份额略低于美国,但投资份额远低于美国。由此可知,中国对外投资除了规避地缘政治风险外,投资收益依然是影响投资决策的重要因素。同时,也需要认识到中美在国际债券投融资中的份额相差悬殊,对债券市场的影响力还有很大差距。鉴于中国持有美债占其债券投资的26.65%,所以有必要特别关注可能引发的金融风险。

为了使表A1所显示的W-t-W矩阵可视化,本文构建了国际债券投资网络,见图1。这种可视化有利于观测各国在国际债券市场中资产与负债的关联性,特别是中美对外资产和负债相关的结构性问题以及风险冲击影响。网络本质上是矩阵的一种可视化,网络由节点(Node)和边(Edge)构成。在金融网络中,节点代表不同的国家或地区,边代表它们之间的投融资连接。而一条从节点*i*到节点*j*的边,表明经济体

i 对经济体 j 的债权或风险敞口。节点的位置是任意的，但其大小与各经济体持有某种金融工具的头寸成正比，这有利于识别各个经济体在金融系统中的重要性。

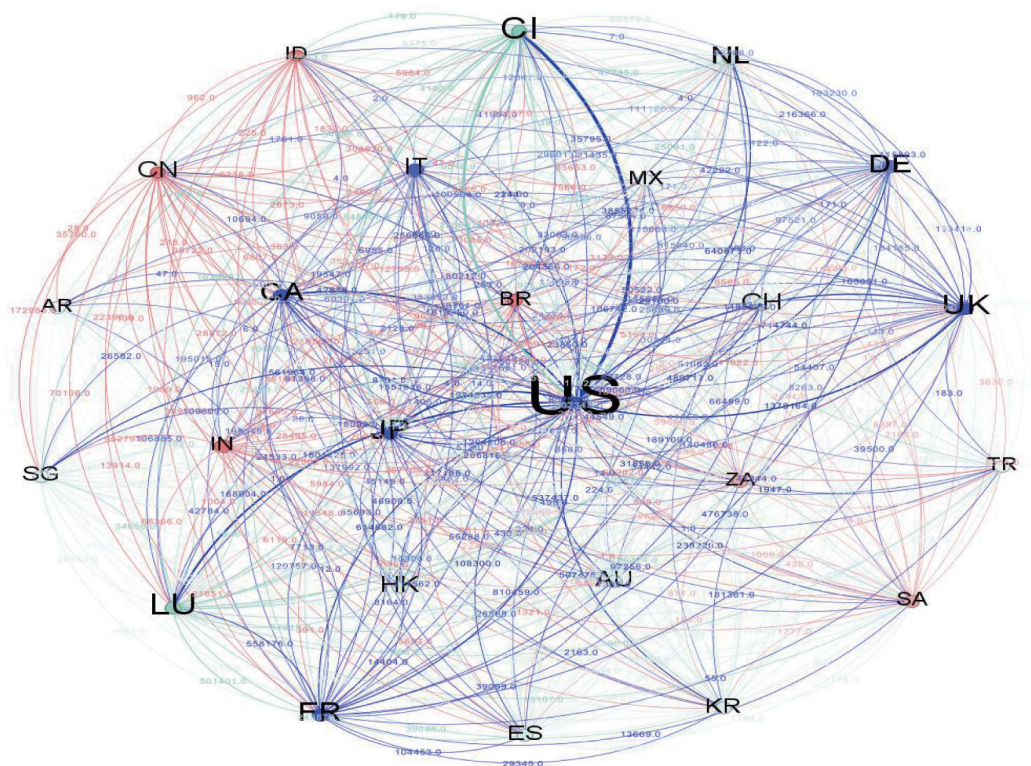


图1 G20 国际债券网络（截至 2023 年末，单位：百万美元）

注：依据附录表 A1 绘制。经济体缩写为阿根廷（AR）、澳大利亚（AU）、巴西（BR）、英属维尔京群岛（BVI）、加拿大（CA）、开曼群岛（CI）、中国内地（CN）、中国香港（HK）、法国（FR）、德国（DE）、印度（IN）、印度尼西亚（ID）、意大利（IT）、日本（JP）、韩国（KR）、卢森堡（LU）、墨西哥（MX）、荷兰（NL）、俄罗斯（RU）、沙特阿拉伯（SA）、新加坡（SG）、南非（ZA）、西班牙（ES）、瑞士（CH）、土耳其（TR）、英国（UK）、美国（US）及其他经济体（OE）。为聚焦 G20，其他经济体（OE）没有放在此网络图中。从附录表 A1 可知，英属维尔京群岛与俄罗斯的列向量均为 0，图 1 是一个网络有向图，由于缺乏这两个样本的列向量信息，所以在网络图中无法显示。

图 1 显示的是一个有向债券网络，反映了 G20 各经济体债券投融资的头寸。在这个网络中，节点代表每个国家或地区的债券投资金额，表明债券的风险敞口；边的宽度对应于各国或地区之间在国际债券网络中持有的投融资规模，反映了每个国家或地区对其他国家或地区风险敞口的比例大小。根据各节点的规模，很明显美国的节点在国际债券网络中占据了最大的份额。截至 2023 年末，国际债券投资排名前三位的国家是美国、卢森堡和日本，分别占总债券资产的 10.76%、7.89% 和 6.48%；国际债券融资排名前三位的国家是美国、法国和英国，分别占总债券融资的 31.20%、7.23% 和 6.61%。由此可见，经济发达国家在国际债券网络中处于中心位置。

以美国为代表的七国集团,以及与七国集团金融关系密切的卢森堡和荷兰等国在国际债券市场中占据明显的主导地位,而由中国等国组成的金砖国家的债券投资规模相对较小。从美国角度看,其债券投资主要流向了开曼群岛(CI, 7 221 亿美元)、加拿大(CA, 5 321 亿美元)、英国(UK, 4 385 亿美元)、日本(JP, 2 189 亿美元)及其他经济体(OE, 7 976 亿美元);其债券融资主要来自开曼群岛(CI, 19 397 亿美元)、日本(JP, 11 306 亿美元)、卢森堡(LU, 7 040 亿美元)、英国(UK, 5 184 亿美元)、加拿大(CA, 4 781 亿美元)和其他经济体(OE, 42 605 亿美元)。从中国内地角度看,其债券投资主要流向美国(US, 1 268 亿美元)、中国香港(HK, 932 亿美元)、英属维尔京群岛(BVI, 745 亿美元)和其他经济体(OE, 444 亿美元);其债券融资主要来自中国香港(HK, 1 620 亿美元)、新加坡(SG, 675 亿美元)、开曼群岛(CI, 225 亿美元)和其他经济体(OE, 1 764 亿美元)。可以看出,中国内地在国际债券市场所占份额较小,中国内地的对外债券投资主要集中在美国,对其他经济体的债券投资占比低于美国。下面基于金融网络运用3D数据探讨中国持有美债变化引发的风险敞口冲击效应。

四、观测金融风险敞口冲击的理论模型

聚焦中美在国际债券网络中的投融资特点可以发现,近年来,中国逐渐减持美债,对国际债券市场形成了“强烈但短暂”的局部资产调整冲击;而美国则是逐年扩大美债发行,对市场形成了“强烈且持久”的系统性负债扩张冲击。为了从这一特殊性现象中寻找国际债券市场的一般性规律,本文首先构建了一个理论模型,通过金融网络冲击和高阶传播机制,探讨对中国减持美债及美国增发美债引发风险敞口冲击的理论逻辑。为区分这两类冲击的本质差异,下面按理论命题、数学模型、实证分析的顺序阐述模型原理与实证观测结果。

(一) 风险冲击的理论命题与推论

鉴于先行研究的结果及国际债券网络所显示的系统性风险,即中国减持美债、全球安全资产短缺、被视为全球安全资产的美国国债地位正在动摇的现实,本文根据线性代数(Meyer, 2000)与金融网络的理论提出以下命题与推论。

非对称冲击命题 在全球W-t-W金融网络中,来自非核心资产持有方的资产收缩型冲击,表现为强烈但短暂的一阶效应;而来自核心负债发行方的负债扩张型冲击,则表现为强且持久的多阶扩散效应。

推论1(中国减持美债) 中国减持美债的主要冲击来自中国资产端,与中美双边资产连接。减持美债冲击在金融网络中以一阶路径($k=1$)为主,在高阶路径

中迅速衰减。因此,中国减持美债在国际债券市场中属于局部投资组合调整冲击。

推论2 (美国增发美债) 美国增发美债冲击来自全球核心负债节点,影响到全球安全资产供给。增发美债冲击在金融网络中沿多条路径扩散,形成跨部门、跨国反馈回路。因此,美国持续增发美债属于系统性债务扩张冲击。

接下来,有必要明确冲击产生的“短期效应 vs. 长期效应”的根源。冲击波及函数(SRF)定义如下:

$$SRF(k) = C^k \varepsilon_0, k=0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中, C 为基准化的 W-t-W 传播矩阵; ε_0 为初始冲击(如中国减持美债、美国增发美债),描述金融冲击在 W-t-W 网络中的动态传播路径; k 为传播阶数(网络路径长度)。按照谱分解^⑨有下式成立:

$$C = Q\Lambda Q^{-1} \Rightarrow C^k = Q\Lambda^k Q^{-1}$$

C 为 $n \times n$ 的复数正规矩阵(即满足 $CC^H = C^H C$),则存在酉矩阵 U 和对角矩阵 Λ (对角元为特征值)使得 $C = U\Lambda U^H$ 。对于实对称矩阵,则有 $C = Q\Lambda Q^T$,其中 Q 是正交矩阵。本文使用 SRF 观测金融冲击的动态传导,将 SRF 定义为初始冲击后基准化 W-t-W 矩阵的连续幂产生的响应序列。从网络冲击的资产端与负债端看,可以刻画出以下两个特征:

中国减持美债冲击的谱特征

中国冲击向量(ε^{CN})与主特征向量投影较小,主要加载在中小特征值对应方向。因此:

$$\|C^K \varepsilon^{CN}\| \approx \sum_{i=1}^{28} \lambda_i^K C_i, \text{ 且 } |\lambda_i| \ll 1, \text{ 所以冲击效应衰减快,持续性弱。}$$

美国增发美债冲击的谱特征

美国冲击向量(ε^{US})与最大特征值对应特征向量高度对齐,即与全球金融网络“主传播模式”一致。因此:

$$\|C^K \varepsilon^{US}\| \approx \lambda_{\max}^K C_{\max}, \text{ 且 } \lambda_{\max} \ll 1, \text{ 所以冲击效应衰减慢,甚至呈现准稳态。}$$

这在理论上精确验证了在本文后半部分展开的实证观测结果:“中国冲击强烈但短暂,美国冲击强烈且持久”。上述的理论框架说明,金融冲击的系统性影响并非仅取决于债券投资本身的规模大小,更取决于与金融网络主要传播模式的契合程度。具体而言,主要通过资产端投资组合调整而产生的冲击,预计将引发强烈但短暂的

⑨ 谱定理(Spectral Theorem)是线性代数和泛函分析中的核心定理,它指出对于希尔伯特空间上的正规算子(特别是自伴算子或实对称矩阵),可以将其分解为特征值和特征投影算子的线性组合。它揭示了矩阵可以对角化为特征值的形式,体现了线性变换的缩放本质,广泛应用于量子力学和数据降维。它也提供了一个算子所作用的向量空间的标准分解,称为谱分解、特征值分解或特征分解。

反应;而与核心发行方负债端扩张相关的冲击,预计将会通过更高阶的网络交互方式持续传播。这个结果表明 W-t-W 能清楚地刻画这种差异。它实际上在回答一个长期争论的问题:中国减持美债能对美国金融体系产生结构性冲击吗?模型理论演绎的结果表明:至少在系统层面中国从资产端减持美债难以产生结构性冲击,真正具有系统性的冲击是美国自身的负债扩张行为。

(二) 扩展的理论框架

下文将从理论深化的角度,把已有的通过 W-t-W 模型数学演绎的结果,提升为一个可被应用、可被检验、可被扩展的理论框架。该框架分四层推进:①抽象冲击类型;②网络结构定理;③与主流经济学理论的关联;④可推广的一般命题体系。

首先,理论设计的冲击类型是将“中国 vs. 美国”抽象为两类金融冲击,视为具有一般性的“市场机制类型”,而不是让结论停留在具体国家或地区层面。第一种类型为资产持有方收缩型冲击 (Asset-Holder Contraction Shock),定义为:冲击来源为大型外部资产持有者,冲击性质属于资产端调整 (卖出/减持),代表案例如中国减持美债。第一种类型冲击的理论特征为:不改变全球负债存量,不创造新的金融连接,仅改变既有边的权重,表现为网络中的“边权扰动 (Edge-Weight Shock)”。第二种类型为核心负债发行方扩张型冲击 (Core Liability Expansion Shock),定义为:冲击来源为核心负债供给者,冲击性质属于负债端扩张 (新增供给),代表案例如美国增发美债。第二种类型冲击的理论特征为:改变全球可配置资产总量,引入新的传导路径,强化反馈回路,表现为网络中的“结构扰动 (Structural Shock)”。由此可知,理论设计的观测对象不是在比较国家或地区,而是在区分“边权扰动 vs. 结构扰动”,它取决于市场的变动机制。

根据初始冲击 W-t-W 矩阵的连续幂产生的冲击传导序列,本文提出如下网络传导定理:

定理 1 (金融网络冲击的传导非对称性)

设 C 为满足 $\rho(C) < 1$ 的 W-t-W 矩阵,其特征分解为 $C = \Lambda Q Q^{-1}$, 则:

(i) 资产端冲击:若 $\varepsilon_0^{(A)}$ 在主特征向量 q_1 方向上的投影较小,即:

$$|q_1^T \varepsilon_0^{(A)}| \approx 0 \quad (2)$$

则冲击响应表现为一阶效应显著,高阶效应快速衰减。

(ii) 负债端冲击:若 $\varepsilon_0^{(L)}$ 与主特征向量高度对齐,即:

$$|q_1^T \varepsilon_0^{(L)}| > 0 \quad (3)$$

则冲击在多阶路径中持续存在,并主导累计效应。

从式 (2) 和式 (3) 可知,若冲击 ε 主要作用于资产持有节点的边权,则冲击

响应 $C^k \varepsilon$ 主要贡献来自小特征值子空间, 表现为高幅度但快速衰减的一阶响应; 若冲击 ε 主要作用于核心负债节点的结构连接, 则冲击在主特征向量方向上投影显著, 从而产生低衰减率、跨期持续的多阶响应。

定理1与经济学的传统观点, 即特里芬两难 (Triffin Dilemma) 相关联。特里芬两难是指在美元作为主要国际储备货币的情况下, 美国为了满足全球对美元资产的需求而需要保持经常账户赤字, 但累计的经常账户赤字又会导致美国对外债务不可持续, 从而形成两难困境 (Eichengreen et al., 1995)。21世纪以来, 美国的对外净负债越大, 从外部获取的净金融资产收入反而越高, 从而缓解了经常账户赤字及对外债务的不可持续性。但由此也可知, 别国减持美债有可能影响到美国对外债务的可持续性。基于金融网络条件给出的定理1所要说明的就是美国这一特殊现象的成因, 显然与资产端高收益而负债端低成本有关, 所以对此的解释应从资产端与负债端双向展开。

从全球安全资产短缺理论 (Caballero et al., 2008, 2016, 2017) 看, 一方面, 由于全球安全资产短缺, 美国的美元跨境头寸很大, 反映出美元在国际证券投资和国际贸易中的重要作用。另一方面, 美国持有“安全证券”的空头头寸, 发行大量债券, 尤其是美国国债, 这些债券被许多国家作为安全资产持有, 形成了美国的核心负债供给扩张。但本文的网络模型显示, 这种扩张强化了网络中心化, 安全资产不仅“稀缺”, 而且具有传播放大器属性, 在网络条件下可加强金融稳定性。金融网络的主特征向量刻画的是: 全球金融资产如何被系统性地吸收和再分配。在国际债券市场中的美债正是主特征向量的主要承载资产, 全球流动性的默认安全资产, 见图1。因此, 冲击是否加载到主特征向量上, 决定了它是短期波动, 还是系统性事件。

从资产端中国减持美债这一节点看, 只是在整体网络中出现了一个局部扰动, 并不会形成系统性冲击。在 $W-t-W$ 网络中, 中国减持美债意味着在国际债券投资网络中中国对美债投资直接边的权重下降。冲击首先集中在中国政府部门资产端, 这是一个典型的局部、单边、资产持有方收缩型冲击”。因为这是直接的持仓调整, 模型中的第一波 ($k=1$) 路径权重高, 所以初期冲击较强。但该冲击的高阶传播较弱, 原因有三点: ①中国在国际债券市场所占权重较低, 对持有美债的主要节点的冲击效应有限; ②美债是高度可替代资产, 中国减持美债并不会破坏美国债务的融资链条; ③该冲击在金融网络中缺乏正反馈环路。用谱分解 (Spectral Decomposition) 的语言来说, 中国减持美债对应的冲击主要加载在中低阶特征值对应的特征向量上, 其动态响应呈现快速衰减路径。从市场机制看, 中国减持美债与美国增发美债不对称是合理的。从中国对外资金运用的角度看, 中国减持美债并不等于美元体系收缩, 其本质上是金融资产配置的再平衡与单一投资者的组合调整, 这并不等同于美债供给减少与美元信用收缩。因此, 它属于“投资者行为层面的冲击”, 不足以构成“金

融体系层面的冲击”。

从债券发行端观测,美国对国际金融市场的系统性影响依托于美元特权与美债,确立了“核心-多边”结构。这是一个典型的金融网络结构,即以美债为核心向全球提供“准无风险资产+流动性工具”,并借助美债作为外汇储备对全球资产配置进行吸纳;世界其他国家或地区为多边,持有大量美元外汇储备及美债,并将这些资金再投资于美债市场。在W-t-W网络中,美国向全世界输出安全资产(负债),世界各国向美国输出资金(资产配置)。这会形成美国节点具有高度中心性(Eigenvector Centrality),而其他国家或地区在网络中通过持有和买卖美债形成多边,从而使美国的债务行为具有系统性外溢影响。

在W-t-W网络中,美国增发美债意味着美国作为全球核心负债节点规模持续上升,同时伴随着全球流动性供给增加,安全资产存量扩张,美元体系再扩张。由于美国位于W-t-W网络的核心枢纽节点,美国增发美债形成了一个系统性网络扩散型冲击,初期正向冲击强,而且高阶冲击持续存在。原因也有三点:①美债发行本身创造新的可流通资产;②这些资产进入全球金融机构、央行、非银行体系;③冲击在网络中形成多条闭环路径(Feedback Loops)。在谱分解意义上,该冲击高度加载在最大特征值及其特征向量上,从而表现为缓慢衰减甚至准稳态效应。从美国的角度看,美国增发美债等同于全球金融扩张冲击。美国增发美债意味着新的安全资产供给、新的美元计价负债,以及新的全球金融中介活动。从GFF的视角看,这在W-t-W网络中体现的是从核心负债节点向全球扩散的系统性正向冲击。这类冲击更容易沿网络传播,更容易在高阶路径中积累,也更容易表现为持久效应。

根据以上的逻辑推理,进一步可推导出金融网络的一般命题体系如下:

一般命题 A (资产端非系统性) 在给定网络结构下,单个或多个外围资产持有方同步资产调整,不足以引发持久的系统性风险。

一般命题 B (负债端系统性) 核心负债发行方的扩张或收缩,将通过网络主模态引发跨期放大效应。

一般命题 C (冲击对齐原则) 冲击是否具有系统性,取决于投融资经济体与网络主特征向量的对齐程度,而非冲击规模本身。

综上所述,可对冲击波及函数(SRF)与冲击对齐指数(SAI)的关系做一个概括。两者的相关性表现为都是在一个理论设定 $\Delta\epsilon$ 的基础上测定的指标,不同的是测量方法。SRF是根据实际数据的扩散阶矩阵测量出的不同权重,描述传播结果(Observable Dynamics);而SAI用于衡量初始冲击与金融网络主导传播模式之间的频谱对齐程度,解释传播机制(Modal Excitation)。前者描述冲击的持续性,后者衡量冲击的对齐度。SAI为SRF结果的诊断性分解,衡量主导传播模式的冲击

程度。

以上理论命题与 21 世纪以来国际债券市场的时序变化高度一致。从美国财政部公布的中国持有美债的数据可知, 2013—2016 年与 2018—2025 年期间, 中国多次阶段性减持美债, 但美债收益率并未出现结构性失序, 全球美元体系仍保持稳定。反之, 在美国财政扩张时期, 如 2008—2009 年与 2020—2025 年期间, 全球美元流动性泛化, 新兴市场资本流入/流出同步增强, 金融资产价格对美债供给变化高度敏感。所以, 中国减持美债是“强烈但短暂”的局部资产调整冲击, 而美国增发美债是“强烈且持久”的系统性负债扩张冲击。W-t-W 模型正是通过网络中心性和高阶传播机制, 清晰地区分了这两类冲击的本质差异。这一理论命题的重点不是讨论“谁更重要”, 而是区分资产方冲击与负债方冲击在网络中传播机制的差异。

(三) 冲击效应的统计模型: 静态结构观测

在实际建模时, 首先需要将账户式的二维数据转为 W-t-W 的矩阵形式, 编制出 3D 数据。计算债券投资比率矩阵 $\mathbf{C}$ 时, 根据资金供给或资金需要的不同观测视角, 有必要区别使用 Klein 模式或 Stone 模式。这两种模式对投资比率系数的计算方法不同。Klein 模式关注各经济体的资金运用, 将矩阵 $\mathbf{C}$ 的列定义为资产, 行定义为负债, 侧重于观测资产运用所引发的冲击效应, 按照 Klein 公式计算出的扩散矩阵记为 $\mathbf{C}^K$ 。而 Stone 模式侧重于观测融资(负债)的波及效应, 将矩阵 $\mathbf{C}$ 的列定义为负债, 行定义为资产, 按照 Stone 公式计算出的扩散矩阵记为 $\mathbf{C}^S$ 。这两种计算方法的数学关系为 $\mathbf{C}^K = \mathbf{C}^{S(T)}$, 即互为转置矩阵。本文观测中国减持美债的冲击效应侧重在中国的资金使用, 所以使用了 Klein 模式; 而观测美国增发美债的波及效应侧重在美国的外部融资, 所以使用了 Stone 模式^⑩。

基于建立的 SRF 模型(见公式 1), N 个国家金融工具 Y_{ij} 的双边风险敞口可以用 $n \times n$ 矩阵表示, y_{ij} 表示国家 i 对国家 j 的投资向量, 见式(4)。其中, 每一列 j 的总和表示工具 $i(a_{i,j})$ 中 j 国资产的债券总持有量, 每一行 i 的总和表示工具 $j(l_{i,j})$ 中 i 国负债的总持有量。每个国家的总资产($a_{i,j}$)和负债($l_{i,j}$)是可推算的, 但需要估计双边风险:

$$Y_{ij} = \begin{pmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ y_{n1} & \cdots & y_{nn} \end{pmatrix}, \text{ 其中 } \sum_{i=1}^n y_{ij} = a_{j,i}, \quad \sum_{j=1}^n y_{ij} = l_{i,j} \quad (4)$$

为了刻画各国的投资行为如何对其他国家的投资需求做出反应(为其提供融

^⑩ 限于篇幅, Klein 公式与 Stone 公式的详细说明参见 Zhang and Zhang (2024)。

资), 本文将 $\Delta\epsilon$ 设为初始外生变量, 其中冲击本身表示初始投资的变化, 其转置向量可表示为:

$$\epsilon = (0, \dots, -\epsilon, 0, \dots, 0)^T \quad (5)$$

在 W-t-W 框架下, 推测冲击波及函数 (SRF) 的矩阵代数可以用 $T = Y + \Delta\epsilon$ 表

示, T 为一个向量, 为矩阵行或列的合计, $T = \begin{pmatrix} t_1 \\ \vdots \\ t_n \end{pmatrix}$ 。然后, 将 c_{ij} 定义为从 i 国筹集

的资金与 j 国外部融资总需求的比率, 即 $c_{ij} = \frac{y_{ij}}{t_j}$ 。 C 是 c_{ij} 的矩阵 (见附录表 A2), 可以得到 $y_{ij} = c_{ij} * t_j$, 其扩散矩阵表示为:

$$T = CT + \Delta\epsilon \quad (6)$$

这里 $T_k = C * \Delta\epsilon$, $k = 0, 1, 2, \dots, n$ 。其中, $k=0$ 时为直接效应, $k=1$ 时为间接一阶效应, $k=2$ 时为间接二阶效应, $\dots$, $k=n$ 时为间接 n 阶效应。根据列昂惕夫逆矩阵的幂级数表示, 冲击对投资的影响可逐次分解如下:

$$\begin{aligned} SRF_k &= T_0 + T_1 + T_2 + \dots + T_k \\ &= T_0 + CT_0 + C^2T_0 + \dots + C^kT_0 \\ &= (I + C + C^2 + \dots + C^k) \Delta\epsilon \end{aligned} \quad (7)$$

$$I \text{ 为单位矩阵, 当 } k \rightarrow \infty, SRF_\infty = (I - C)^{-1} \Delta\epsilon \quad (8)$$

式 (8) 反映了 n 阶的极限效应, 其中 $(I - C)^{-1}$ 为列昂惕夫逆矩阵。它处理的是每单位产出的投入, 而本文考虑的是每单位投资的融资, 但这两种表述背后的总体逻辑是相同的。因此, $c_{1,j}$ 和 $c_{2,j}$ 是一国向另一国融资占该国总投资的比率 (同样假设当 $i=j$ 时 $C_{i,j} = 0$, 即不包括该国的国内证券投资)。投资比率 $c_{1,j}$, $c_{2,j}$, $c_{3,j}$, $\dots$, $c_{i,j}$ 代表一个国家债券融资来源的组合, 表明一个国家依赖其他国家的融资, 通常是通过发行国债和银行债券来实现的。

进一步把“冲击是否沿网络主传播模态扩散”, 转化为一个可计算的对齐度指标。根据定理 1 与一般命题 C (冲击对齐原则), 本文创建了冲击对齐指数 (SAI), 定义如下:

$$SAI(\epsilon_0) = \frac{|q_1^T \epsilon_0|}{|1 - \lambda_1|} \quad (9)$$

其中, q_1 为对应最大特征值的特征向量 (网络主传播模态), ϵ_0 为初始冲击向量, λ_1 为最大特征值, $1/(1 - \lambda_1)$ 表示系统的“慢衰减性”。 $\lambda_1 \rightarrow 1$ 的特性表明网络存在高度粘性、慢衰减传播路径, 决定了冲击能传播多远、能持续多久。式 (9) 具有如下性质: $0 \leq SAI \leq 1$; 衡量冲击方向与系统主模态的一致程度; 与冲击规模无

关（已基准化）。其经济含义为：当 SAI 值较低时，冲击主要停留在局部子空间，即使一阶冲击反应强，也会迅速衰减；当 SAI 值较高时，冲击直接加载到全球金融网络的“主循环路径”，易产生持久、多阶、系统性效应。

进一步将 SAI 结构分解为资产端与负债端，设 ε_0^A 为资产端分量， ε_0^L 为负债端分量，双侧 SAI 定义如下：

$$\text{资产端对齐度 } SAI^A = \frac{|q_1^T \varepsilon_0^A|}{|1 - \lambda_1|} \quad (10)$$

$$\text{负债端对齐度 } SAI^L = \frac{|q_1^T \varepsilon_0^L|}{|1 - \lambda_1|} \quad (11)$$

式（10）与式（11）的经济学意义在于，当 SAI^A 高时，资产配置调整影响主模态，这种状态很少见，但可能出现在“核心资产持有者”身上；当 SAI^L 高时，负债供给变化直接嵌入主模态，成为系统性风险的主要来源。因此，有以下关系式成立：

$$SAI_{US}^L \gg SAI_{CN}^A \quad (12)$$

可见，系统冲击相关性是由负债端的一致性驱动的，而不是资产端的风险敞口大小。冲击沿主模态扩散，形成持续、放大的多阶反馈。下文从理论命题推导出实证检验路径。

（四）PNV 模型：动态系统传导

静态分析无法捕捉随时间变化的动态反馈、时滞效应及内生性演变，引入 PNV 模型正好可以解决这个问题，将静态的“结构”转化为动态的“系统”，用动态模型验证在静态推测阶段发现的结构问题。静态推测证实了“中国减持美债”与“美国增发美债”在风险敞口传导上的非对称特征，这为引入价格等中介变量提供了坚实的实证基础。参照 Billio et al.（2012）、Diebold and Yilmaz（2014）、Ahelegbey et al.（2021）等研究可知，PNV 模型是近年来在计量经济学、金融传染分析和复杂网络数据科学中比较前沿的方法。PNV 模型主要用于处理高维时间序列，它通过引入网络结构（邻接矩阵），巧妙地解决了传统 VAR 模型在高维时间序列（节点数 N 很大时）中遭遇的“维度灾难”与“参数诅咒”的问题。

1. PNV 模型的特点

Panel Network VAR 的核心思想是：一个节点的当前状态，不仅取决于它自身的过去状态，还取决于它在网络中的邻近节点的过去状态（网络效应），以及所有节点的共性影响。通过这种方法，可以将静态的“传染渠道”转化为动态的“传染时序与强度”分析，并能够通过冲击波及函数（SRF）模拟当某一个国家发生债务危机时，冲击如何在全网络中随时间推移进行动态传导。

但是,理论模型的应用离不开数据的支持,由前文提到的 CPIS 数据源可知,为了使 28 个经济体的相关数据完整且口径一致,只能选取 2017—2024 年作为观测样本。通常只有 8 年的数据样本不能满足时序分析的需要,所以本文创建了 PNV 观测方法。PNV 模型的理论构想除了与静态观测的结果相衔接之外,还取决于建模的数据来源。PNV 模型的设定主要基于以下考量:

第一,数据的权威性与口径的一致性。本文的核心变量权重矩阵 (W) 源自 IMF 发布的 CPIS 统计数据。CPIS 作为衡量全球资本跨境流动的标准数据库,在不同国家或地区间的口径标准化程度极高,是开展金融溢出研究的首选数据源。考虑到 2017 年之前部分样本国家或地区的 CPIS 数据存在潜在缺失,本文将观测区间锁定为 2017—2024 年,以确保网络拓扑结构刻画的准确性与跨国可比性。

第二,样本维度的空间优势。尽管时间维度 ($T=8$) 相对有限,但本文通过引入面板数据框架,有效扩展了分析维度的丰富性。通过 28×8 的面板结构,模型总观测值达到 224 个。因此,该框架在估计个体固定效应时具备充足的自由度,足以支持 Network VAR 模型对网络溢出效应的有效识别,从而在很大程度上缓解了单一时间序列分析中样本量不足的统计制约。

第三,区间涵盖的市场典型性。2017—2024 年期间,全球金融市场经历了贸易保护主义抬头、全球疫情冲击、美联储政策激进转向及地缘政治博弈等多重极端事件的考验。该区间不仅涵盖了全球债务网络拓扑结构演变的剧烈时期,更提供了一个检验模型在极端环境下对风险传导机制刻画能力的理想“压力测试”窗口。

2. W (网络敞口权重) 与 3D 数据

PNV 模型的数据由 28 个投资国家 (或地区) $\times$ 28 个吸收国家 (或地区) $\times$ 8 年构成,即 28 个国家 (或地区) 各自的 8 年时序矩阵用 W 表示 (网络敞口权重)。矩阵的列名为 $w_{1_1}, w_{1_2}, \dots, w_{1_28}; w_{2_1}, w_{2_2}, \dots, w_{2_28};$ 一直持续到 $w_{28_1}, w_{28_2}, \dots, w_{28_28}$ (表示国家 i 对国家 j 的风险暴露,当 $i=j$ 时, $w_{ij}=0$)。这就是 3D 数据模式的 8 个 28 阶矩阵。因为计算程序按列读取时间序列数据,需要把这个三维的“魔方”展平,在程序里表现为 28 的平方,平行展开为 784 列变量。加上 28 个国家 (或地区) 各自对外投资风险与国债收益率矩阵,整理出来为 8 行 840 列的矩阵形式,形成了一个庞大的动态金融网络。

从“截面静态网络” (一个固定的 28×28 矩阵) 升级为“面板动态网络”,数据的组织形式和程序的计算逻辑都需要进行根本性调整。通过采用 Panel 模型,本文将 28 个国家 (或地区) 的数据池化 (Pooling)。根据 3D 数据的要求,原本只有 1 个 28 阶正方矩阵,池化后总观测值变成了 840 个。这背后隐含的经济学假设是同质性 (Homogeneity),即假设 G20 国家在面对网络冲击时,其传导机制与敏感度系数 (β

和 λ) 是相似的。同时, 为了容纳并反映各国的异质性, 通常允许各国的截距项不同, 也就是采用个体固定效应。

3. PNV 模型的新思路

在主权债务和金融风险传染的深度研究中, 单看“数量”(债务持有量或增减持行为)往往是不够的。加入“价格”(国债收益率等)作为中介变量, GFF 研究就从单纯的网络拓扑分析, 真正升级到了国际资金反馈循环(Global Flow of Funds Feedback Loop)的层面。这种设计能够更好地解释定理 1(金融网络冲击的传导非对称性)所论述的“不对称性”: 美国增发美债往往直接推升全球定价基准(美债收益率), 通过“价格”通道迅速对全网络产生强烈且持久的紧缩效应; 而中国减持美债更多是“数量”层面的局部冲击, 除非引发市场恐慌, 导致收益率剧烈跳升, 否则其网络连带效应通常较为短暂。

将“W-t-W”静态矩阵扩展为动态模型, 时间维度 $T=8$, 针对单一国家(或地区)进行时间序列回归会导致自由度严重不足(变量比年份还多, 根本算不出显著性), 因此本文设计了 PNV 模型来推演中美双边风险敞口。其核心思路是将 W-t-W 矩阵转化为“空间权重矩阵 W”, 将全样本面板作为基准, 将特定的中美双边关系作为机制深挖。

4. 基准模型(Baseline Panel Network VAR)

本文的研究假设旨在通过实证研究加以验证, 即跨境债券投资(Y)与债券收益率(R)是存在联系的。这一假设背后的经济逻辑在于, 债券市场和国债收益率会交换“信息信号”。为全面刻画全球债务网络中风险与收益的动态交互与跨国溢出, 本文构建了包含网络空间滞后项的 PNV 模型。完整的基准模型由以下方程组构成:

$$\begin{cases} Y_{i,t} = \alpha_{1,i} + \beta_{11} Y_{i,t-1} + \beta_{12} R_{i,t-1} + \lambda_{11} WY_{i,t-1} + \lambda_{12} WR_{i,t-1} + \varepsilon_{1,i,t} \\ R_{i,t} = \alpha_{2,i} + \beta_{21} Y_{i,t-1} + \beta_{22} R_{i,t-1} + \lambda_{21} WY_{i,t-1} + \lambda_{22} WR_{i,t-1} + \varepsilon_{2,i,t} \end{cases} \quad (13)$$

其中, 核心的网络空间交叉滞后项定义为:

$$WY_{i,t-1} = \sum_{j=1, j \neq i}^N w_{i,j,t-1} Y_{j,t-1} \quad (14)$$

$$WR_{i,t-1} = \sum_{j=1, j \neq i}^N w_{i,j,t-1} R_{j,t-1} \quad (15)$$

PNV 模型能够将“系统性”风险(由共同的市场因素所导致)与“特有性”风险(由国家之间的直接关联所导致)区分开来。在向量自回归(VAR)模型中引入网络, 有助于解释多变量时间序列中的序列关系、时间关系及同期关系。式(14)和式(15)中的 $WY_{i,t-1}$ 与 $WR_{i,t-1}$ 表示网络交叉滞后项(Network Cross-Lags)。它们

分别刻画了通过双边网络权重加权后的“外部他国债务风险”与“外部他国收益率”对本国的综合流入性冲击。本文对每个系数均采用了滞后项（-1）作为解释变量。通过引入滞后项，可以在一定程度上缓解联立方程偏差，确保滞后解释变量与当期扰动项不相关。本文使用了截面固定效应，消除不随时间变化但无法观测的遗漏因素，以控制国家间异质性。方程组（13）观测的是过去的风险（ Y ）与收益（ R ），以及网络外部传来的风险（ WY ）与收益（ WR ），是如何共同决定当期本国风险的。因变量 $R_{i,t}$ 对应的是这些同样的因素如何共同决定当期本国收益率。系数矩阵差异（如 β_{11} 和 β_{21} ， λ_{11} 和 λ_{21} ）表示同一个解释变量（比如滞后一期的本国风险 $Y_{i,t-1}$ ）对当期风险 Y 和当期收益 R 的影响是不同的。个体固定效应 $\alpha_{1,i}$ 和 $\alpha_{2,i}$ 分别代表控制风险方程和收益方程时的国家特有属性。此外，把 R 的方程包括在 PNV 模型之中主要体现 VAR 的双向机制。在金融市场中，高风险往往伴随着高收益要求。两个方程的组合试图捕捉“风险冲击收益”和“收益冲击风险”的双向反馈。

式（16）为稳健性检验模型。当加入美元指数（ DXY ）作为全局控制变量进行稳健性检验时，模型扩展为：

$$\begin{bmatrix} Y_{i,t} \\ R_{i,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{1,i} \\ \alpha_{2,i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{i,t-1} \\ R_{i,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} WY_{i,t-1} \\ WR_{i,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} DXY_t + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,i,t} \\ \varepsilon_{2,i,t} \end{bmatrix} \quad (16)$$

因为 DXY 是一个全球共同冲击变量，它在同一时间 t 对所有国家 i 的影响方向和程度可能不同，但它自身的数据对所有国家是共用的。因此，它的下标只有 t ，没有 i ，系数 γ 用于衡量其边际影响。

其中， $Y_{i,t}$ 为国家 i 在 t 期的债务风险敞口（ $Y = \text{债券投资} - \text{债券融资}$ ）， $R_{i,t}$ 为国家 i 在 t 期的国债收益率，分别排列为 28 阶矩阵。中国位于第 8 列（行）， R_8 为中国国债收益率。美国位于第 27 列（行）， R_{27} 为美国国债收益率。系数 β_{11} 、 β_{12} 、 β_{21} 和 β_{22} 衡量的是国内冲击的惯性。 $w_{i,j,t-1}$ 为动态网络权重矩阵，其中 w_8 为中国债券投资， w_{27} 为美国债券投资； $w_{8,27}$ 为中国对美国债券投资， $w_{27,8}$ 为美国对中国债券投资。 λ_{11} 、 λ_{12} 、 λ_{21} 和 λ_{22} 为网络溢出系数，这是本文最核心的参数，衡量了外部风险通过债务网络传导至本国的敏感度。此外，权重经过了行标准化处理，满足 $\sum_{j \neq i} w_{i,j,t-1} = 1$ 。 w_{ij} 元数据案例，见附录表 A2。

本文的核心关注点在于网络溢出系数矩阵（即 λ 系列系数），尤其是通过改变网络权重（ W ）对风险传导路径的阻断效应。这种展示方式清晰地分离了“国内自身的惯性影响”与“通过网络传入的外部影响”，正是 PNV 的精髓所在。

五、风险敞口冲击效应的静态估计

（一）中国减持美债的冲击效应模拟

本文在提出非对称冲击命题、完成 $W-t-W$ 矩阵的列昂惕夫逆矩阵数学推理的基础上,进一步提出了将冲击分解为 n 阶效应的方法,并使用冲击动态模型 [式 (7) 和式 (8)] 来估计冲击波及函数 (SRF) 在中美债券投融资中传导冲击的影响。根据附录表 A1 所示的 3D 数据结构,从 $W-t-W$ 的角度观测中美之间的双边风险敞口更为有效。使用表 A1 的 28 阶矩阵数据计算了债券投资比率矩阵 C , 见附录表 A2。作为一个 28 阶特定扩散矩阵,矩阵 C 中的“列”表示各国对其他国家债券投资的比率,而“行”表示各国从其他国家债券融资的比率。根据表 A2 计算出的由特征向量 V 构成的基底冲击波 (*Basis Shockwave*)^① 的各分量来确定相应的特征值 λ , 转置特征值表示为 λ^T , 见表 1。

表 1 28 阶特征值的排序 (资产端)

$\lambda^T =$	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8	λ_9	λ_{10}
	0.648 1	0.250 7	0.185 1	0.061 2	0.036 3	0.026 0	0.004 5	0.002 7	0.002 5	0.002 5
$\lambda^T =$	λ_{11}	λ_{12}	λ_{13}	λ_{14}	λ_{15}	λ_{16}	λ_{17}	λ_{18}	λ_{19}	λ_{20}
	0.000 0	0.000 0	0.000 0	-0.000 4	-0.004 9	-0.004 9	-0.015 5	-0.015 5	-0.031 3	-0.047 3
$\lambda^T =$	λ_{21}	λ_{22}	λ_{23}	λ_{24}	λ_{25}	λ_{26}	λ_{27}	λ_{28}		
	-0.047 3	-0.056 6	-0.114 5	-0.114 5	-0.135 0	-0.146 2	-0.188 7	-0.296 6		

注:数据来源为附录表 A1 和表 A2。

特征值的大小反映系统中各“模式”的重要性或强度,其排序通常由算法自动完成。在解释实际意义时,大特征值对应主导结构,小特征值对应次级或噪声模式。特征值可能是实数或复数。复数特征值表示系统中存在周期性振荡的风险传导,但由于复数多为极小数值,在经济含义分析中通常更关注实数特征值。从表 1 可知,所有 $|\lambda| < 1$, 说明系统在当前状态下具有稳定性。

根据近年来中国减持美债的倾向,本文设计了一个中国减持美债对双边风险敞口的数量冲击的案例。根据式 (5),将 $\Delta \varepsilon$ 的转置向量,即包括了 28 阶矩阵对各国初始冲击波的一元形式,设定见表 2。

① 基底冲击波是指将一个复杂的、对系统的“冲击(扰动)”,在由特征向量组成的坐标系(基底)下进行正交分解。具体可从两个层面来理解,一是动态系统视角做成分分解,二是数学与矩阵对角化视角进行坐标变换。

表 2 对 $\Delta \varepsilon$ 的赋值 (资产端)

$\Delta \varepsilon$	AR	AU	BR	BVI	CA	CI	HK	CN	FR	DE	IN	ID	IT	JP
	0	0	0	0	0	1	1	-1	0	1	0	0	0	1
$\Delta \varepsilon$	KR	LU	MX	NL	RU	SA	SG	ZA	ES	CH	TR	UK	US	OE
	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1

注: 数据来源为附录表 A2, 采用 Klein 模式。各经济体名称的缩写参见图 1 的注解。

从资产端对 $\Delta \varepsilon$ 赋值的符号是根据 IMF 公布的 CPIS (表 A1) 的数值来确定。如果某国或地区的国际债券投资为净资产, 则赋值为 1; 如果为净负债, 则赋值为 0。中美的国际债券投资在 2023 年均均为净负债头寸, 为观测中美持有国际债券对双边乃至多边的影响, 中国减持美债的冲击, 从资产端角度赋值中国的冲击向量 $\Delta \varepsilon$ 为 -1。中国虽常年持有美债资产, 但 CPIS 的债券投资数据显示, 从 2007 年以来中国的国际债券投资均为净负债。中国减持美债可能基于三方面考虑: 一是因为贸易紧张和经济增速放缓, 人民币汇率面临下行压力; 二是中国正在实现外汇储备多元化, 减少对美元的依赖; 三是降低政治风险。因此, 对 $\Delta \varepsilon$ 赋值为 -1, 即中国对持有美债资产减少 1 单位。

本文设定相对于初始投资 CI、HK、DE、JP、KR、LU、SA、SG、CH 及 OE 的 $\Delta \varepsilon$ 为 1, 即持有对外债券净资产增加; 而其他国家或地区为 0, 即对外债券投资为净负债, 而 CN 为 -1, 即持有债券资产减少 1 单位。根据式 (7) 和式 (8), 利用 $\Delta \varepsilon$ 和矩阵 C 来测量 SRF 曲线, 以显示中国减持美债对包括中美在内的 G20 经济体的冲击波动。附录表 A3 显示了将对各经济体的金融冲击分解为 15 阶的冲击效应。

使用附录表 A3 将冲击效应分解为: ①冲击本身, 即债券投资最初变化的向量 $\Delta \varepsilon$; ②为基于向量 $T_0 = C * \Delta \varepsilon$ 的变更提供资金的投资效应; ③为基于向量 $C^2 T_0, C^3 T_0, \dots, C^{15} T_0$ 的投资变更提供资金的 15 阶递加效应; ④基于逆矩阵 $(I - C)^{-1} \Delta \varepsilon$ 的极限 n 阶效应。

即 $SRF_{\infty} = \sum_{k=0}^{\infty} SRF(k)$ 。首先观测中国减持美债的冲击效应, 使用表 2 与表 A2 数值测算出的中国减持美债的 15 阶冲击效应见附录表 A3, 可视化如图 2a。该图中的柱状图表示从第 0 阶^⑫到第 15 阶的冲击效应, 曲线表示每一阶的累计效应。由 2023 年末时点的柱状图变化可知, 当中国减持美债减少 1 单位时, 即初始冲击本身为 -1 时, 第 1 阶冲击效应反馈较强, 一步上升到 0.3878, 但第 2 阶冲击效应仅为 0.0266, 以后回复减慢基本持续在较低的正向效应, 第 15 阶冲击效应为 0.0002, 整体冲击的极限效应为 -0.4704 (见表 A3)。2023 年末时点的曲线图显示资产端的累计冲击效应从第 1 阶开始回复到 -0.6122, 其后持续微弱回复到第 15 阶的 -0.4934。

结合附录表 A2 CN 的列 (资产) 向量与行 (负债) 向量的结构比重, 可以看到: ①包括减持美债在内, 当中国减持对外债券资产时, 第 1 阶冲击效应反馈较强,

^⑫ 第 0 阶为初始赋值, 即 $\Delta \varepsilon = -1$ 。

但持续时间较短, 到第6阶冲击效应基本消失。②持续到15阶的累计冲击效应为-0.49左右, 可见中国通过减持美债对中国债券投资的负面影响较弱。③附录表A1的W-t-W矩阵分别显示了中国对国际债券融资与投资的行与列的统计量, 从债券融资方看中国减持美债的冲击效应受OE、HK、SG、CI、JP、US影响较大; 从债券投资方看中国的冲击效应对US、HK、BIV、OE、UK、AU影响较强。

为了比较中国减持美债的变化, 本文使用2016年的CPIS数据绘制了SRF曲线, 见图2b, 显示了2016年中国减持美债的15阶冲击效应。2016年末, 中国持有美债接近峰值, 为1.22万亿美元; 而2023年末, 中国持有美债为8357亿美元, 7年间减持美债约3843亿美元。从2016年末与2023年末的两张图对比看, 中国减持美债的累计效应仅回升了0.22个百分点。中国减持美债使得美国国债的需求减少, 理论上可能导致利率上升。但由于中国持有美债在美债发行总量中占比只有1.09%, 预测的累计效应只回升了0.22个百分点, 所以实际影响很有限。这个实证结果验证了一般命题A(资产端非系统性)。

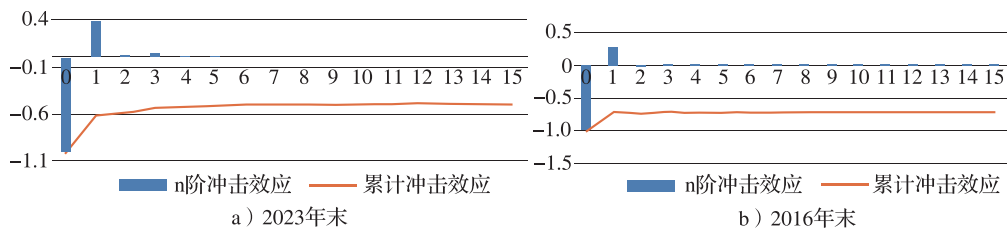


图2 中国减持美债的15阶冲击效应

注: 数据来源为附录表A2与表A3。

(二) 美债增发的冲击效应模拟

对附录表A1的矩阵做转置, 即可得到从负债端观测的Stone模式矩阵 Y^S , 从美国的负债端观测美债增发的冲击效应。从负债端对 $\Delta\epsilon$ 赋值的基准是根据近年来, 特别是2023年末国际债券投资净值来决定。如某国或地区的国际债券投资为净负债, 则 $\Delta\epsilon$ 为1; 如为净资产, 则 $\Delta\epsilon$ 为0。对美国而言, 近年来美国发行国债处于上升趋势, 净负债增大, 所以从负债端角度对美国的 $\Delta\epsilon$ 赋值为1, 见表3。

表3 对 $\Delta\epsilon$ 的赋值(负债端)

$\Delta\epsilon$	AR	AU	BR	BVI	CA	CI	HK	CN	FR	DE	IN	ID	IT	JP
	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0
$\Delta\epsilon$	KR	LU	MX	NL	RU	SA	SG	ZA	ES	CH	TR	UK	US	OE
	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0

注: 数据来源为附录表A2的转置矩阵, 采用Stone模式。各经济体名称的缩写参见图1的注解。

如表3所示, 本文设定相对于初始投资AR、AU、BR、BVI、CA、CN、FR、IN、ID、IT、MX、NL、RU、ZA、ES、TR、UK的 $\Delta\epsilon$ 为1, 即持有对外债券为净负

债;而其他国家或地区的 $\Delta \varepsilon$ 为 0,即持有对外债券为净资产。

将 US 设定为 1,即美国增发债券 1 单位。根据式 (7) 和式 (8),利用表 3 与表 A2 的转置矩阵^⑬求解出的融资比率矩阵 C 来测量美国增发美债对全球金融体系的冲击效应,测算出美国增发美债的 15 阶冲击效应见附录表 A4,可视化为图 3a。由 2023 年末时点的柱状形变化可知,当美债增加 1 单位时,即冲击本身为 1 时,第 1 阶正向冲击效应反馈非常强烈,一步上升到 3.191 6,第 2 阶到第 8 阶保持着较强的正向冲击效应,之后逐渐下降到第 15 阶的 0.005 0,整体冲击的极限效应为 8.138 2 (见表 A4)。2023 年末时点的曲线图显示累计冲击效应从第 1 阶开始正向反馈强烈,此后保持较强的正向冲击效应,持续到第 15 阶为 8.129 0。

结合附录表 A2 的转置矩阵 US 的行向量与列向量的结构比重,以及附录表 A4 的统计估计,可以发现:①美国增发美债的正向冲击效应反馈非常强烈,且持续效应较长。②从整体来看,美国增发美债的正向影响较强。③附录表 A1 的 W-t-W 矩阵分别显示了美国对国际债券融资与投资的行与列的统计量,从债券融资方看美国增发美债的冲击效应对 OE、CI、JP、LU、UK、CA 影响较大;从债券投资方看,美国增发美债的冲击效应对 OE、CI、CA、UK、JP、FR 影响较强。由于美国增发美债的冲击效应很强,并迅速蔓延到世界其他地区,因此美债规模以及风险变化对于评估全球金融稳定具有重要意义。

图 3b 显示了 2016 年美国增发美债的 15 阶冲击效应,其累计冲击效应为 4.84。从美国财政部数据可知,2016 年末美国外债总量为 18.01 万亿美元,占 GDP 的比例为 104.4%;而 2023 年末美国外债总量为 25.1 万亿美元,占 GDP 的比例约为 109%,7 年间增发外债约 7.09 万亿美元,占 GDP 比例增加了 4.6 个百分点。从 2016 年末与 2023 年末的两张图看,七年间美国增发外债的累计效应上升了 3.29 个百分点,2023 年美债增发的累计冲击效应远远高于 2016 年。

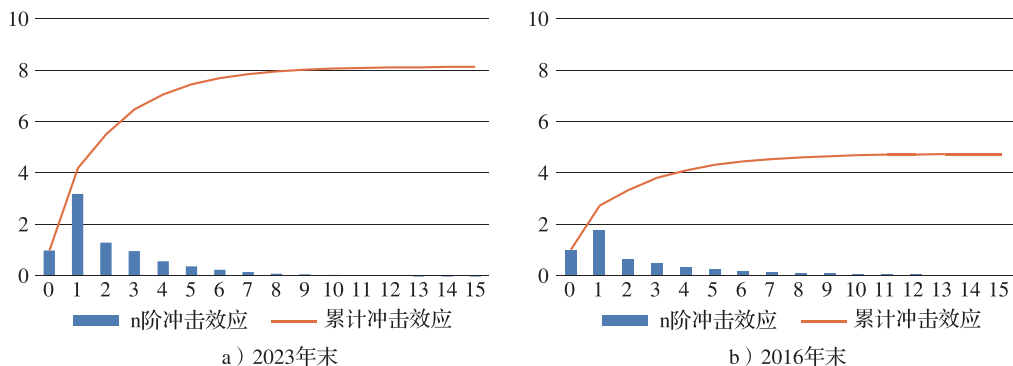


图3 美国增发美债的15阶冲击效应

注:数据来源为附录表A2的转置矩阵与表A4。

⑬ 附录表A1的列为资产(Klein模式),其转置矩阵的列为负债(Stone模式)。

基于上述通过 W-t-W 模型对中国和美国债券投融资影响的统计观测可知,中国通过减持美债降低风险所带来的经济效应,与投资美债所获得的收益相比要小得多。尽管中国持有的美国国债占中国全部外国债券资产的 26.65%,但从美国的角度看,其仅占美国债券融资总额的 1.14%。这表明,中国减持美债不会对美国债券发行产生太大的结构性影响。造成这一现象的主要原因在于中国和美国在全球债券融资市场中的份额存在显著差异,中国为 1.49%,而美国则为 31.20%。更深层的原因包括两国经济规模和发展阶段的不同、美元在全球处于主导地位、金融市场开放程度的差异、金融工具的多样性和复杂性,以及监管制度和法律框架的差异。

(三) 双边冲击传播的非对称性对比

这一实证结果与一般命题 B (负债端系统性) 比较匹配。美国增发美债影响了负债的供应,改变了可投资资产的全球总量,并沿着主要传播模式扩散,从而产生了跨时期持续的影响。结合上述统计估计和模拟推断,将中国和美国的两条 SRF 曲线展示在图 4 中,以比较中国减持美债和美国增发美债这两种冲击效应传递的不对称性。两条 SRF 曲线展示了中国减持美债和美国增发美债引发的不同冲击效应,明确显示了当接收到一个短暂输入信号时,动态系统的输出,以及全球金融网络截然不同的冲击波及反应。尽管中国减持美债的冲击效应与美国增发美债的冲击效应在全球 W-t-W 网络中都产生了相当大的一阶反应,但它们在动态高阶路径中的累计冲击效应却有显著不同。中国减持美债的初步影响是强劲的,这反映出中国对美债双边敞口的规模;然而,随着高阶传导效应的减弱,中国减持美债的冲击效应迅速衰减。相比之下,美国增发美债的冲击效应在多个传导步骤中表现出持续的反应,表明其传导机制更为持久。

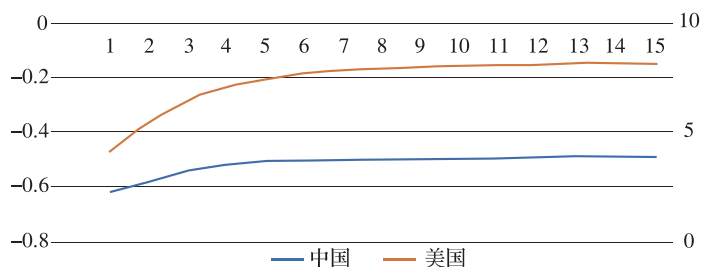


图4 中美 SRF 曲线的对比

注:左轴为中国 SRF 曲线,右轴为美国 SRF 曲线。

进一步把“冲击是否沿网络主传播模态扩散”的问题转化为一个对网络各个节点可计算的对齐度指标,依据式(10)和式(11)与表1所显示的最大特征值($\lambda_1 = 0.6481$)计算出资产端的 SAI^A 与负债端的 SAI^L ,见图5。W-t-W 冲击效应的非对称

性表明,中国资产端的投资组合调整与美国负债端的债务扩张冲击之间存在明显的不对称性。当中国减持美债时,主特征方向没有被激活,仅保留了低阶的局部效应。其对网络的一阶影响相对较强,但衰减很快,表明这是一种局部的、非持续性的调整,主要局限于中国对外资产运用的局部调整。相比之下,美国增发美债的冲击沿主传播模态扩散,形成跨期持久效应。其在多个网络层中产生了强烈而持续的正响应,反映了美国主权债务在全球资金流动中的核心作用,以及它通过高阶反馈循环传播冲击的能力。图5显示,中国减持美债代表了资产端的收缩冲击,而美国增发美债代表了负债端的扩张冲击。这种不对称性凸显了全球金融网络中投资者特定投资组合层面的冲击与系统层面的负债冲击之间的区别。这种区别表明,金融冲击的系统性影响并不取决于其本身的规模大小,而是取决于其与全球金融网络主要传播模式的契合程度。具体而言,主要通过资产端投资组合调整而产生的冲击,预计将引发强烈但短暂的反应;而与核心发行方负债端扩张相关的冲击,预计会通过更高阶的网络交互方式持续传导。以上的理论框架与实证结果表明:SRF这个概念与SAI对齐度指标完美匹配,SAI解释冲击“朝哪个方向”;SRF刻画冲击效应“传播多远、持续多久”。

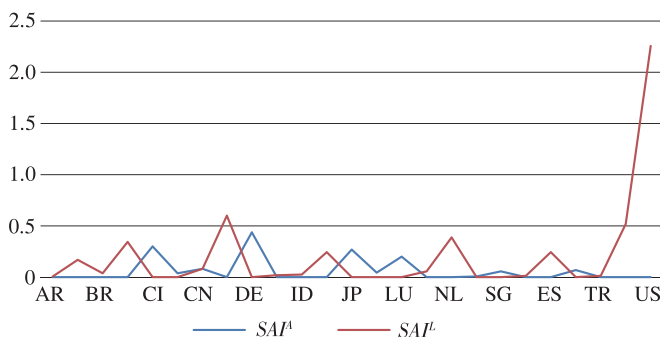


图5 对网络节点双边冲击传播的非对称性比较

注:数据来源为表1、表2、表3及附录表A2^⑭。各经济体名称的缩写参见图1的注解。

六、国际债券网络拓扑结构(W矩阵)的动态变化

(一) 国际债券市场的统计描述:2017—2024年

在使用理论模型做实证分析之前,有必要对观测期内国际债券市场的实际变化做一个基本状况的考察,CPIs的数据反映了国际债券市场的整体表现。本文以G20

^⑭ 绘制图5需要计算出附录表A2的特征向量,限于篇幅在此没有列示。感兴趣的读者可使用附录表A2中的数据求解出特征向量,之后根据式(10)和式(11)推测出SAI^A与SAI^L,验证并解读图5。

经济体的28国（地区）为观测对象，分别展示了债券投资的资产、负债及净头寸的权重变化，见图6。CPIS的数据展示了各国及各国之间债券投融资的演变情况。在观测期间，国际债券投资的规模从2017年的30.25万亿美元增长到2024年的37.65万亿美元，增长24.5%^⑮。

图6a显示，各国（地区）在国际债券市场的投资（资产）比重较为稳定，美国占有最大份额，保持在10%以上；卢森堡、日本及德国也是持有份额较大的国家。中国所占份额虽然较低，但从2017年的0.6%缓慢上升到2024年的1.5%。中国对外债券投资的最大对手方为美国，对美债券投资占比从2017年的32.5%下降到2021年的20%，之后2024年又回升到31%^⑯。

图6b显示了各国（地区）在国际债券市场的融资（负债）比重。其中一个明显的特征就是美国在国际债券融资中占有相当大的份额，从2017年的17.3%增加到2024年的32.7%；其他持有较大债券融资份额的国家为法国、英国及荷兰。美国从中国债券融资占美国对外债券融资总额的比重从2017年的1.2%下降到2021年的1.08%，之后2024年又回升到1.4%。整体来看，中国对外债券融资的比重较低，从2017年的0.86%上升到2021年的2%，之后2024年又回落到1.5%。

总的来说，在观测期间国际债券投资和融资的相对分布发生了很大变化，其中负债份额的波动性远大于投资份额的波动性。基于此原因，同时也为了便于解读，本文将这二者的差额（净头寸）作为衡量一个国家（地区）对外债券投资风险的指标。为了更全面地理解这些变化情况，有必要考虑净头寸的动态情况，即每个国家（地区）的债券资产与债券负债之间的差额。图6c显示，自2017年以来，持有较高净头寸份额的国家（地区）分别为卢森堡、日本、开曼群岛、中国香港、瑞士等。在观测期内，中国内地对外债券头寸基本为净负债的状态，从2017年的-0.22%缩小到2024年的-0.03%。其中，美国持有净外债权重的动态变化最令人关注，从2017年的-6.5%扩大至2024年的-22.7%。金融风险逐年增大并创历史纪录，有必要借助PNV模型做较深层次的剖析。

此外，作为市场价格要素的G20的国债收益率变化激烈，见附录图A1。美国国债收益率在观测期内从2.4%上升到最高点4.25%，美国增发美债（源头冲击）体现在美国的债务风险指标和美债收益率在2017—2024年间的真实攀升。与此同时，中国减持美债（切断渠道），体现在中国对美国的真实网络暴露权重由高（32.5%，2017年）到低（20%，2021年）再到回升（31%，2024年）的波折变化，中国承受着实际持有美债所带来的风险。

⑮ 数据来源：IMF公布的CPIS统计，参见<https://data.imf.org/en/datasets/IMF.STA:PIP>。

⑯ 2017年的32.5%、2021年的20%和2024年的31%这三个数字是指中国购买美债占各年对外债券投资总额的权重，此信息与附录图A1无关。

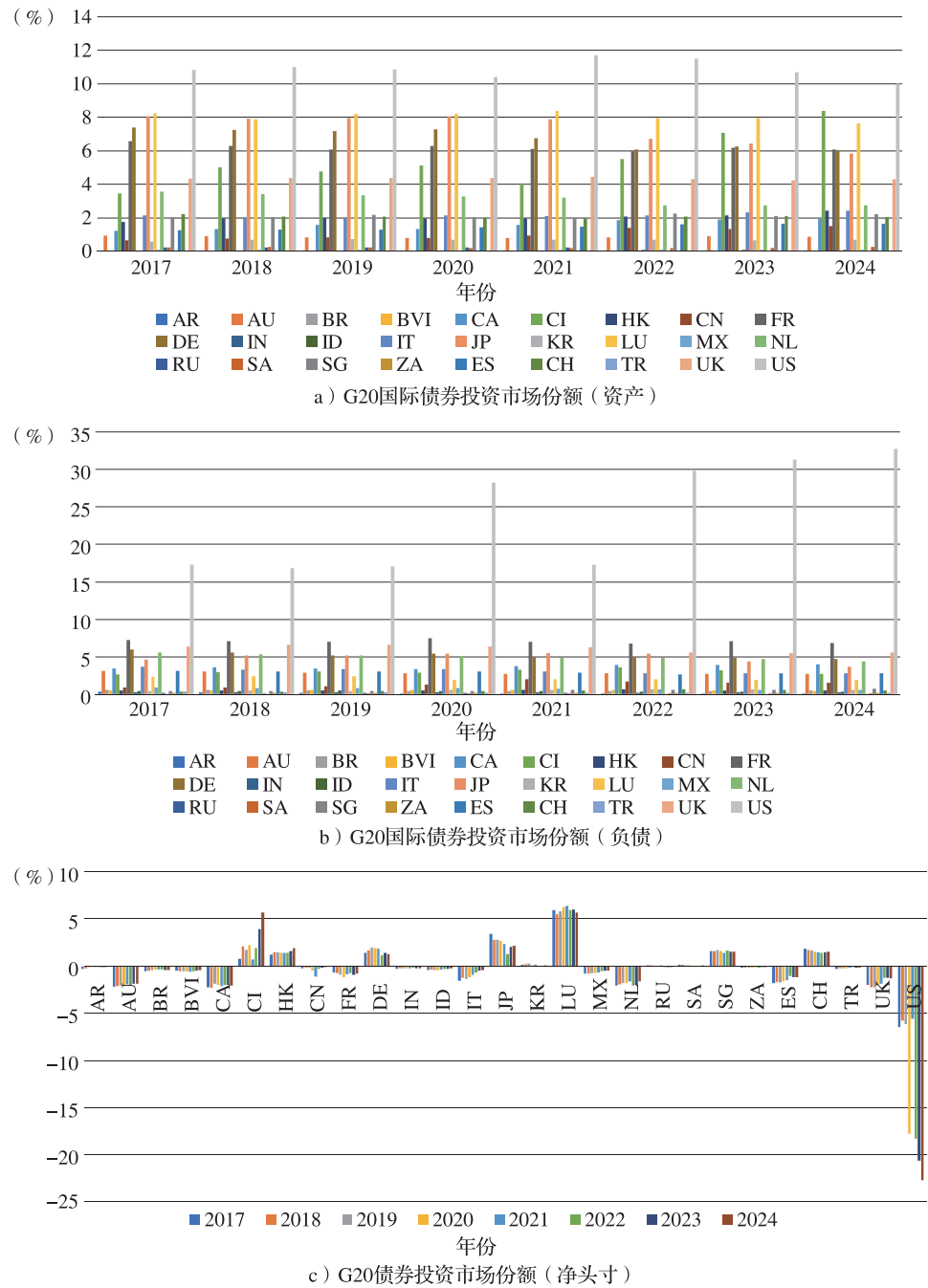


图 6 G20 国际债券投资的资产、负债及净头寸

注: 数据来自 IMF, 参见 <https://data.imf.org/en/datasets/IMF.STA:PIP>。各经济体名称的缩写参见图 1 的注解。

(二) PNV 模型的显著性检验

使用式 (13) ~ 式 (15) 的计量结果见表 4, 表的左右两侧分别为 Y 与 R 的推测

结果。结果显示， $Y(-1)$ 的显著性很高， $R(-1)$ 的显著性较高，但 $WY(-1)$ 和 $WR(-1)$ 的显著性不高。主要原因有三：一是债券投资存在着极强的路径依赖。主权债务风险（ Y ）通常是一个“慢变量”或“粘性变量”。一个国家（地区）当年的风险水平，很大程度上取决于它上一年的风险水平。这就导致 $Y(-1)$ 的系数极大且高度显著，它“吸收”了模型中绝大部分的解释力（ R^2 通常很高），从而“掩盖”了其他变量的边际贡献。二是短面板的自由度限制。由于时间维度 $T=7$ 较短，在短样本下变量的方差较小，导致标准误相应被放大。三是共线性网络。 WY （他国风险）和 WR （他国收益率）在现实中往往是高度同向变动的。当它们同时纳入模型时，可能会互相“抢夺”解释力，导致各自的单变量 t 检验不显著。

表 4 PNV 模型的推测结果

因变量: Y					因变量: R				
合并最小二乘法					合并最小二乘法				
调整后的数据样本: 2018—2024					调整后的数据样本: 2018—2024				
调整后包含的观测值: 7					调整后包含的观测值: 7				
横截面数量: 27					横截面数量: 27				
总池（平衡）观测值: 189					总池（平衡）观测值: 189				
变量	系数	标准误差	t -统计量	概率	变量	系数	标准误差	t -统计量	概率
C	-2 123	121 478	-0.017	0.986	C	471 588	128 053	3.683	0.000
$Y(-1)$	0.796	0.094	8.510	0.000	$Y(-1)$	-0.296	0.099	-3.000	0.003
$R(-1)$	-0.066	0.079	-0.844	0.400	$R(-1)$	0.562	0.083	6.779	0.000
$WY(-1)$	-0.057	0.033	-1.732	0.085	$WY(-1)$	0.021	0.035	0.612	0.542
$WR(-1)$	0.024	0.031	0.781	0.436	$WR(-1)$	0.028	0.033	0.839	0.403
国家固定效应		是			国家固定效应		是		
效果说明					效果说明				
横截面固定(虚拟变量)					横截面固定(虚拟变量)				
R^2	0.990	因变量均值	6 579.918		R^2	0.993	因变量均值	1 281 767	
修正决定系数	0.988	因变量标准差	1 737 230		修正决定系数	0.991	因变量标准差	2 218 968	
回归方差	194 123.700	赤池信息准则	27.339		回归方差	204 631.200	赤池信息准则	27.445	
残差平方和	5.950×10^{12}	施瓦茨信息准则	27.871		残差平方和	6.620×10^{12}	施瓦茨信息准则	27.976	
对数似然值	-2 552.561	汉南-奎因信息准则	27.555		对数似然值	-2 562.524	汉南-奎因信息准则	27.660	
F -统计量	496.607	杜宾-沃森统计量	1.846		F -统计量	731.610	杜宾-沃森统计量	2.063	
概率 (F -统计量)	0				概率 (F -统计量)	0			

注：在实证估计过程中采用面板堆叠（Stacked Panel）方式处理 28 个国家（地区）的横截面数据，测算中对应的变量表示为 $Y_{i,t}$ 等，分别记作 Y 、 R 、 WY 和 WR 。

为了进一步确认 WY 与 WR 的显著性, 本文采用 VAR 模型的“联合显著性”(Joint Significance) 进行瓦尔德检验, 结果见表 5。受限于较短的样本窗口 ($T=7$) 和风险变量自身的强自回归惯性, 网络滞后项的单变量 t 检验显著性有限。瓦尔德检验数据表明, 网络溢出变量 (WY, WR) 的显著性较弱。从数据的实际背景看, 微观计量 (比如几万个家庭或企业样本) 要求达到 1% 的显著性很容易。但在宏观国别研究中, 特别是 2017—2024 年间, 全球疫情、美联储激进加息等因素使全球金融环境剧烈震荡, 数据中蕴含的非结构性噪声较大, 加之受到短面板 ($T=7$) 统计自由度的客观制约, 瓦尔德检验的 P 值 (约 0.15) 略高于 10% 的统计显著性门槛。然而, 在宏观国别研究中, 该显著性水平依然表明外部网络渠道具有不可忽视的潜在边际解释力。

静态参数检验的弱显著性并不意味着网络结构的失效。由于金融风险的传导具有多期叠加与反馈效应, 虽然单期的边际不显著但可能在时间序列的内生循环中被放大。因此, 本文通过更具系统视角的动态反事实推演发现, 网络权重矩阵 W 的微调在长期内能为本国规避大量的累积风险。这一动态结果与静态检验的弱显著性相结合, 完整揭示了全球债务风险“单期传导隐蔽、长期累积显著”的复杂特征。网络结构主要用来传导深层的债务结构风险 (Y), 而不是用来决定瞬时的资产市场定价 (R)。全球的收益率走势主要是由全球共同因子 (如美联储政策) 和本国基本面决定的。

表 5 对 WY 与 WR 的显著性检验

瓦尔德检验 数据池: Panel_Pool_WY				瓦尔德检验 数据池: Panel_Pool_WR			
检验统计量	估计值	自由度	p 值	检验统计量	估计值	自由度	p 值
F -统计量	1.907	(2 158)	0.152	F -统计量	0.506	(2 158)	0.604
卡方检验	3.813	2	0.149	卡方检验	1.012	2	0.603
原假设 $C(4)=0, C(5)=0$				原假设 $C(4)=0, C(5)=0$			
原假设约束摘要				原假设约束摘要			
约束条件 ($=0$)		估计值	标准误差	约束条件 ($=0$)		估计值	标准误差
$C(4)$		-0.057	0.033	$C(4)$		0.021	0.035
$C(5)$		-0.024	0.031	$C(5)$		0.028	0.033
限制的系数是线性的				限制的系数是线性的			

注: 左侧是对 WY 模型的显著性检验, 右侧是对 WR 模型的显著性检验。

(三) PNV 模型稳健性检验

本文使用美元指数 (DXY) 作为外生宏观控制变量, 对 PNV 模型进行稳健性检验。在基准 PNV 体系中, 各国的金融状况主要由其历史路径依赖 (β 系数矩阵) 与双边网络溢出 (λ 系数矩阵) 内生决定。然而, 全球债务网络嵌套于更宏大的国际金融周期之中, 可能受到不可观测的全球共同冲击干扰。为排除这种共时性冲击对网络溢

出效应 (λ) 估计的干扰 (即遗漏变量偏误), 本文在稳健性检验阶段, 将美元指数 (DXY) 作为外生全局因子引入 PNV 系统, 与按基准模型的估计结果比较, 发现在引入控制全球金融周期冲击的美元指数 (DXY) 后, 核心网络解释变量 (WY 与 WR) 的系数符号未发生改变, 模型 (1) 与模型 (2) 系数绝对值和 t 统计量也保持高度一致, 见附录表 A5。这表明, 本文所构建的基于投资头寸的网络溢出效应具有高度的稳健性, 并未受到外生的全球共同冲击的干扰, 其解释力是结构性且稳定的。图 7a 是依据基准模型式 (13) ~ 式 (15) 推测结果的曲线, 图 7b 是加入 DXY 依照方程式 (16) 推测结果的曲线。图 7b 与图 7a 的走势保持高度一致, 这也显示基准模型具有非常强的稳健性。矩阵方程中的新增向量 $[\gamma_1, \gamma_2]^T DXY_t$ 旨在剥离美元汇率剧烈波动对各国风险与收益的直接影响。实证结果表明, 在控制了这一外生的全球共同冲击后, 核心的网络溢出矩阵 A 依然保持显著, 充分证明了基于 W 矩阵的结构性传染机制具有高度稳健性。

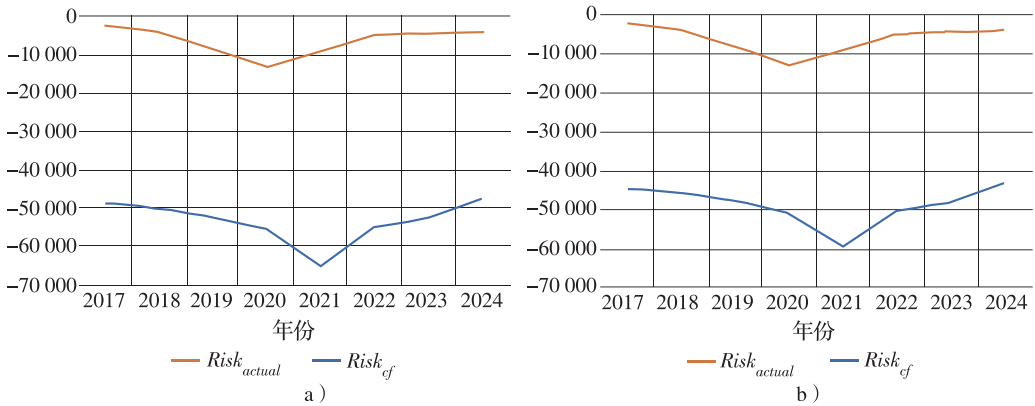


图 7 加入美元指数 (DXY) 对 PNV 模型的稳健性检验 (单位: 百万美元)

注: 图 7a 为实际的网络惯性影响, 图 7b 加入了 DXY 网络传入的外部影响。其中, 在图 7a 中, 上方曲线 ($Risk_{actual}$) 代表真实的历史风险轨迹, 它反映了随着中国对美债投资权重发生动态调整, 中国实际承受的风险波动情况; 下方曲线 ($Risk_{ef}$) 代表锁定初始权重的理论推演轨迹。

(四) 基于 PNV 模型的新发现

结合对国际债券市场实际背景的统计描述, 应用 PNV 模型重点考察在观测期内中国持有美债的政策效应, 即网络溢出系数 λ 的影响。2020 年前后, 中国对美的持债权重 ($w_{8,27}$) 从高位 (32.5%) 下降, 但同时美国市场的风险变量 Y_{27} 或 R_{27} 发生了剧烈变动。例如, 2020 年疫情期间美联储开启大规模量化宽松, 导致美债收益率 R 暴跌, 波动剧烈。从表 4 显示的推测债务风险 Y 的数据发现: WY (-1) 的系数, 即“数量指标” (投资额) 的空间溢出系数为 -0.057 ; 而 WR (-1) 的系数, 即“价格指标” (收益率) 的空间溢出系数为 0.024 。这二者的核心逻辑可从“价格传染 (同向)”与“数量替代 (反向)”的二元分析框架来解读, 即价格信号的“传染

性” vs. 资金数量的“排他性”。

在金融网络中,国债收益率本质上是资金的价格,而债券投资规模是资金的数量。价格具有极强的“传染性”和“锚定效应”:周边国家或核心网络节点的利率一旦发生变动,本国为了维持汇率稳定和资本吸引力,往往会被迫同向跟随(系数为正)。

数量受到“流动性约束”和“风险限额”的限制。全球(或区域内)的资金池和风险承受能力是有限的,周边国家在某种资产上占据了过高的份额,本国在配置该资产时就会选择反向避开或被迫将其挤出(系数为负)。这种债券市场中价格与数量的关系勾勒出一幅极其生动、符合经典宏观金融理论的全球资本博弈图景。现在,本文用这把“尺子(λ ,网络溢出系数)”去度量中国对美国的具体数据。

当 R_{27} 变小时,公式中 $\lambda_r \cdot (w \cdot R)$ 的整体数值就会变小,导致 $Risk_{saved}$ 的差值缩小。其经济学解释为,在市场环境极端波动时,单纯依靠减持权重对冲风险的“边际效用”递减。在全球资产配置网络中,国家(地区)间的美债持有行为存在显著的“风险规避与战略替代效应”。本文定义了以下三个关键序列。

1. 实际投资风险 ($Risk_{actual}$)

$$Risk_{actual} = \lambda_y \cdot (w_{8_27,t} \cdot Y_{27,t}) + \lambda_r \cdot (w_{8_27,t} \cdot R_{27,t}) \quad (17)$$

其中, $w_{8_27,t}$ 是中国对美债的动态权重(随时间变化)。

2. 反事实风险 ($Risk_{cf}$)

$$Risk_{cf} = \lambda_y \cdot (0.325 \cdot Y_{27,t}) + \lambda_r \cdot (0.325 \cdot R_{27,t}) \quad (18)$$

其中, 0.325 是一个固定常数(中国在 2017 年对美债券投资权重的初始水平)。

3. 避险红利 ($Risk_{saved}$)

$$Risk_{saved} = Risk_{cf} - Risk_{actual} \quad (19)$$

三个关键序列表示两种不同的风险大小,以及在观测期内中国实际操作的政策效应。

(1) 测量实际风险。式(17)显示的是提取美国对中国的绝对传染效应,观测其趋势变化,并使用观测值绘制中国对美债券的实际投资风险曲线(见图8a)。它显示了在2020年前后,中国对美国的持债权重(w_{8_27})从高位(32.5%)下降至2021年的20%,但同时美国市场的风险变量 Y_{27} 或 R_{27} 发生了剧烈变动(如2020年疫情期间,美联储开启大规模量化宽松,导致美债收益率 R 暴跌)。鉴于此,中国从2022年起调整了对美债券投资,其权重到2024年回升到31%, $Risk_{actual}$ 曲线呈现回升趋势。

(2) 推测反事实情景。假设中国一直保持着2017年对美国的敞口比例不变,以32.5%为标量,如图8b的曲线走势,继续增加美债持有量会加大风险压力,甚至会超过观测期初始的状态。动态模拟(反事实推演)已经证明了改变网络权重 W 会带来显著的风险轨迹差异,即“剪刀差”。

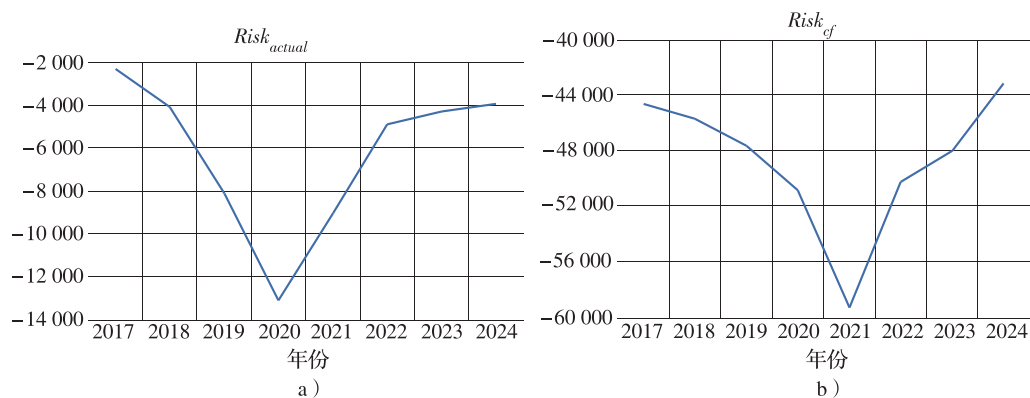


图8 中国持有美债数量的风险对比 (单位: 百万美元)

注: 图8a为实际投资风险曲线, 图8b为反事实风险曲线。

(3) 评估政策效应。利用PNV模型得出的系数 λ , 计算在“真实减持”和“假设不减持(保持2017年权重)”两种情景下美国传导给中国的风险差值, 便能用确凿的数字证明中国减持美债的“避险价值”。图9显示了 $Risk_{actual}$ 与 $Risk_{cf}$ 的差额, 即“避险红利”($Risk_{saved}$), 说明实际发生的风险与“保持原状”的风险差距在减小。这意味着随着中国减持美债完成了“剪刀差”效应的弥合, 中国对美债的风险暴露已经进入了一个相对平稳期, 不再像2017—2019年那样产生剧烈的风险规避差额。

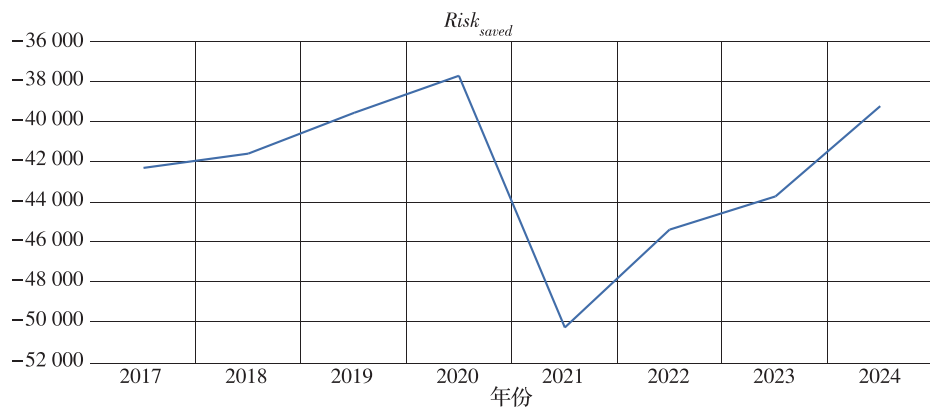


图9 中国持有美债的避险红利 (单位: 百万美元)

注: 本图为避险红利曲线。

比较图8和图9, 有两个要点需要考虑。其一, 避险红利在2017—2019年积累最快, 说明当时通过减持美债进行的主动防御最有效; 而2020年后的“下滑”或趋平, 说明中国已成功将双边风险敞口降至安全阈值之内, 目前的防御进入了存量优化阶段。其二, 外部冲击因素: 2020年是特殊时期, 美债市场经历了非典型的流动性危机。在极端流动性冲击下, 网络 W 矩阵本身就在2020年出现了结构突变, 这证明了本文的模型具备捕获这种极端金融环境变化的能力。同时, 这种风险转折点的政策操作也是今后中国扩大对外金融投资的重要参考。

七、结论与启示

本文做出了以下四项贡献。第一,本文引入了冲击波及函数(SRF)与冲击对齐指数(SAI),用于量化金融冲击是通过资产端调整还是负债端扩张来发挥作用。第二,本文将SRF与SAI扩展到系统环境中,从而能够对全球金融网络中重要性的时变性进行衡量。第三,通过将SRF与SAI嵌入W-t-W框架,为中国减持美债冲击和美国增发美债冲击的不对称传播提供了一个统一的解释框架,突出了负债端调整在产生持久的全球效应中的主导作用。第四,构建了PNV模型,使得对金融风险冲击的研究从静态描述发展到基于网络动态结构观测。现在让我们回答前文提出的问题,即中国减持美债能对美国金融体系产生结构性冲击吗?本文观测的结论是否定的,至少在系统层面,真正具有系统性冲击的是美国自身的负债扩张行为。这个结论不是停留在国家层面,而是来源于国际债券市场机制,而W-t-W模型正是能清楚地刻画这种差异的理论框架。

本文观测了1992—2024年期间中国对外资金循环的结构变化及2023年末持有美债头寸的风险敞口。从中国对外净金融资产的变化可知,中国对外净金融资产的收缩与美国对外净金融负债的扩张具有明显的时代特征。中美都处于经济发展战略的转折阶段,对外金融投资迎来重新布局的机遇窗口期。面对中美政经关系紧张与金融风险增大的国际环境,中国对外资金循环实际上处于结构性的规模收缩阶段。

W-t-W冲击效应分析表明,中国减持美债冲击与美国增发美债冲击之间存在明显的不对称性。当中国减持美债时,对网络的直接冲击效应相对较强,但会很快消退,这表明调整主要局限于中国资产负债表的资产端,具有局部性和非持续性。相比之下,美国增发美债会在多个网络层级引发强烈且持久的反应,这反映出美国主权债务在全球资金流动中的核心地位及其通过高阶反馈回路传播冲击的能力。这种不对称性凸显了全球金融网络中投资者特定的投资组合冲击与系统层面的负债冲击之间的差异。

金融危机源于债务累积与流动性风险,而美债则是连接中美对外资金循环的一个重要纽带。本文通过编制3D形式的W-t-W矩阵表,考察了中美在G20中的相互位置和各国(地区)之间存在的冲击传播,并运用W-t-W矩阵对中美在全球债券市场中的资产与负债的风险敞口进行了统计评估。本文有如下新发现:

(1) 通过一系列的理论命题、数学模型和实证分析,本文对金融冲击的持续性和不对称性这一现象提供了系统性的机制解释,并且理论命题与实证观测结果方向一致。基于W-t-W模型的理论 and 实证证据所开发的SRF和SAI算法,不仅解释了一种现象,还提供了一种方法论和一个可供引用、检验和扩展的理论框架。

(2) 本文的研究结果对于系统性金融风险的监测与管理具有重要意义。本文认

为,全球金融风险的持续蔓延更多地取决于冲击与金融网络主导结构的契合程度,而非其规模大小。因此,主要关注风险敞口规模或总头寸的常规监测框架,可能会忽略那些规模不大但与核心资金和资产配置渠道高度契合的干扰因素。

(3) 这些发现凸显了核心参与者和非核心参与者在全球金融体系中所扮演角色的不对称。大型外汇储备持有者的资产配置调整(如减少美国国债持有量)往往会产生强烈但短暂的影响,这反映出这些调整与全球主要的中介模式并不完全契合。相比之下,由主导性准安全资产的发行方所采取的政策行动(如大规模发行主权债务),更有可能产生持久的全球影响,即便这些行动是逐步实施的。

(4) 冲击对齐与网络脆弱性的相互作用表明,系统性风险具有状态依赖性。当全球金融网络接近不稳定状态时,对齐的冲击可能会在内部被放大,从而导致跨境和跨行业的长期溢出效应。这一机制强调了将基于网络的指标(如主导特征值和对齐度量)纳入宏观审慎监测和压力测试的重要性。

(5) 在中国内地减持美债这一情况下的统计模型测试结果表明:①当中国内地减少其外国债券资产时,第一阶冲击效应的反馈作用较强但持续时间较短。②总体而言,减持美债对中国内地对外投资双边风险敞口的影响相对较小。③从国际债券融资的角度来看,中国内地减持美债对中国香港、新加坡和开曼群岛的影响更大;从国际债券投资的角度来看,中国内地减持美债对美国、中国香港和英属维尔京群岛的影响更大。

(6) 有关美国增发美债的统计估算表明:①这种效应反馈非常强烈,且持续时间较长。②总体而言,美国增发美债的累积影响相对较强:从国际债券融资的角度来看,美国增发美债对开曼群岛、日本和卢森堡的影响更大;从国际债券投资的角度来看,美国增发美债对开曼群岛、加拿大和英国的影响更大。③2023年美国的债务规模及累积影响远高于2016年。美国债务的规模及其风险变化对于评估全球金融稳定具有重要意义。

(7) 本文使用PNV模型有了新发现。①关于网络脆弱性:动态权重矩阵的演变显示,中国在美债市场中的风险敞口并非静态不变,而是一个随外部冲击而主动调整的内生变量,这种“网络连接性的主动优化”是抵御全球输入性金融风险的核心工具。②关于双边风险:中国减持美债的避险红利曲线呈现出显著的阶段性,它不仅验证了金融网络滞后项(WR 、 WY)在双边风险传导中的载体作用,更揭示了在复杂动态环境下,通过调整网络连接系数实现风险对冲的政策潜力。

从市场机制的角度来看,由冲击引发的投资和融资变化取决于嵌入在 W - t - W 扩散矩阵中的多方直接和间接关系,其中包括复杂的投资/融资路径序列,甚至包括本文提到的超过28阶的投融资路径。尽管这两种类型的冲击都会在全球 W - t - W 关系网络中引发显著的一阶反应,但它们的动态特征有着显著的不同。中国减持美债带来的最初冲击较为强烈,这反映了其对美债的双边敞口。然而,这种冲击会很快减弱,

更高阶的传导效应也会逐渐消失,不会形成持续的系统性影响。相比之下,与美国增发美债相关的冲击效应在多个传导步骤中持续呈现,表明其传导机制在本质上更为持久。冲击之所以能产生系统性影响,并非仅因为其规模巨大,更因为它符合金融网络的主流传导模式。这种差异是市场结构和机制运行的结果。

通过分析观测,中国面临的主要挑战和展望如下。尽管中国持有美债占其对外债券资产总额的26.65%,但从美国的角度看,与中国的交易量只占美债融资总额的1.14%,因此中国减持美债对美债发行的影响很小。直接原因是市场结构比重相差悬殊,中国比重为1.49%,而美国比重为31.20%。深层原因包括中美经济发展阶段的差异、政治风险、美元的全球地位、金融市场的开放程度、金融工具的多样性和复杂性,以及监管制度和法律框架等。在当前“内需不足”与“对外投资收缩”并存的结构压力下,从金融风险与收益角度来看,中国持有适度规模的美债仍然是一个可以考虑的投资选项,更应该扩大对外金融投资在全球市场中的份额。持有美债本身并非问题,关键在于如何管理汇率风险。从短期来看,应维持美债基础持仓,以确保流动性和危机缓冲;增加短期国债(T-bills)占比,以优化结构,降低长期利率波动风险。从中长期来看,应通过增持黄金、设立主权财富基金等推进对外债券投资的多元化,通过市场力量逐步扩大人民币国际化。适度持有美债,并非因为它是最佳的投资选择,而是因为在现有国际货币体系下,它是一个相对安全且不得不持有的“基础锚定物”。它扮演的角色更像是一笔“战略缓冲资金”,既能满足巨额外储的短期安全存放需求,又能在关键时刻为国内经济政策的调整提供外部稳定支持,争取时间和空间。未来的研究可将这一理论框架扩展到多层金融网络和内生投资组合再平衡。

本文的核心结论并不依赖于单一参数的静态显著性,而是通过动态的反事实推演进一步证实了网络结构(W)调整对系统性风险规避的决定性作用。本文还存在很多局限性,这些问题可在未来对债务风险的研究与实践中得到解决。①整合数据源,提高GFF统计的准确性。尤其是如何将外汇储备数据纳入 W - t - W 矩阵,以提高观测结果的完整性。由于数据源不匹配(如很多国家或地区没有公布外汇交易对手方信息),外汇储备资产的数据尚未纳入债券投资矩阵,影响了在金融网络中对度中心性的评价。因此,需要加强数据系统的整合与匹配。②本文开发出PNV模型,解决了在静态描述风险传导过程时缺乏时间维度这一问题,今后可将所提出的框架用于分解任何性质的数量冲击所造成的影响。比如,央行量化宽松对相关部门持有资产数量的影响,资产数量变动对股票价值分配的冲击等。该框架同样适用于分析其他影响存量价值分配的冲击,包括价格冲击。鉴于所提供的动态分析具有存量特性,可以说该表示方法更适用于描述价格冲击,因为价格冲击的传导近乎瞬时。同时,也可为部门账户数据(W - t - W 矩阵)整合、风险依赖性评估和价格冲击传导的宏观审慎监管提供一种分析工具。

附录

表 A1 G20 国际债券矩阵 (截至 2023 年末)

单位: 百万美元

经济体	AR	AU	BR	BVI	CA	CL	HK	CN	FR	DE	IN	ID	IT	JP	KR	LU	MX	NL	RU	SA	SG	ZA	ES	GH	TR	UK	US	OE	净负债 ^a	总计	
AR	0	16	10	0	1 060	4 020	0	0	431	392	0	0	1 099	108	1	2 459	31	956	0	1	0	0	478	379	0	531	13 584	3 361	28 919	0	28 919
AU	0	0	4	0	13 261	14 012	43 522	19 856	19 479	27 042	0	106	5 040	113 786	9 938	40 836	1	8 506	0	260	25 644	69	2 544	18 900	0	43 125	173 577	189 333	768 878	0	156 878
BR	234	661	0	0	3 087	24 270	0	417	2 336	2 788	0	0	762	1 926	6 266	17 682	3 137	10 780	0	412	0	0	2 407	9	27 105	25 826	26 536	156 642	0	160 642	
BVI	0	357	87	0	98	3 701	32 100	74 551	1 510	2 410	0	297	463	1 478	1 276	9 078	732	0	5	7 200	2	301	52	0	1 338	7 515	24 793	169 339	0	169 339	
CA	0	24 887	31	0	34 467	21 047	5 644	46 293	87 330	0	4	4 372	54 184	6 783	59 722	136	17 750	0	183	13 915	31	5 279	36 406	1	72 761	532 123	346 300	1 369 200	0	1 369 200	
CL	0	0	989	0	6 300	17 221	3 865	12 391	0	122	1 311	17 445	5 920	41 870	4 474	0	3 367	11 100	76	2 061	8 017	219	16 685	722 126	76 614	1 127 764	1 420 931	2 548 695	0	1 420 931	
CN	0	3 751	1	0	281	4 177	93 223	1 889	3 188	30	218	280	3 334	1 851	7 882	13	724	0	824	16 259	13	208	2 250	0	5 411	6 440	26 557	178 633	993 015	773 640	
HK	0	10 513	2	0	1 426	22 532	166 967	2 328	8 374	0	219	2 374	21 101	6 986	15 682	4	760	0	772	64 792	177	19	4 516	32	11 664	17 477	176 448	533 499	0	533 499	
FR	0	17 506	16	0	10 382	51 953	12 331	13 820	346 299	3	4	147 328	177 613	16 804	328 633	112	151 179	0	867	0	465	64 919	63 225	41	104 555	211 860	868 134	2 588 047	0	2 588 047	
DE	0	16 690	25	0	12 356	47 835	22 221	9 305	127 819	0	7	89 122	74 026	3 479	209 153	67	166 863	0	114	0	231	36 114	50 836	41	109 175	97 025	869 332	1 941 976	282 759	2 224 735	
ID	0	642	355	0	1 540	4 584	2 104	251	909	4 703	0	57	95	2 213	215	7 462	4	4 151	0	570	20 488	116	0	750	1	2 440	14 796	16 305	84 762	0	84 762
IN	0	637	0	0	2 475	2 856	0	550	1 086	6 566	0	1 741	4 599	619	14 367	47	8 471	0	1 381	12 739	0	116	2 134	0	3 324	28 659	24 795	117 070	0	117 070	
IT	0	3 629	12	0	2 819	28 412	0	353	163 188	94 458	0	2	14 574	55 146	589	140 944	4	14 658	0	43	0	855	133 635	7 972	2	13 841	48 830	277 058	986 448	0	986 448
JP	0	20 644	3	0	9 511	119 257	52 920	12 856	98 737	22 128	0	12	14 574	7 508	56 106	65	9 126	0	437	63 842	87	4 917	17 634	1	64 740	218 884	410 986	1 204 963	1 112 018	2 316 963	
KR	0	5 750	1 794	0	863	3 075	25 895	9 589	16 147	6 581	0	10	3 434	7 965	14 981	16	1 849	0	181	51 624	1	648	9 379	0	10 149	25 342	27 382	222 655	12 153	234 888	
LU	0	7 315	293	0	6 097	9 889	41 510	6 508	165 488	113 143	0	18 944	29 381	4 395	0	27	19 499	0	594	3 630	248	12 207	33 801	57	41 808	66 651	169 527	759 012	0	759 012	
MX	0	1 324	5 616	0	6 908	5 486	0	298	6 464	11 847	0	0	5 398	11 806	480	21 754	0	9 244	0	1 227	0	4	3 454	4 187	4	9 796	71 671	17 990	194 959	0	194 959
NL	1	14 562	68	0	8 840	22 809	5 099	5 619	266 807	235 121	2	0	64 493	66 908	3 617	152 939	40	299	0	766	5 939	336	44 144	49 609	11	40 112	156 389	402 468	1 546 696	0	1 546 696
RU	0	0	0	0	947	46	0	17	139	676	0	0	333	63	36	1 257	0	299	0	15	0	0	7	168	2	784	1 845	3 893	10 530	0	10 530
SA	0	122	0	0	274	1 385	0	247	619	3 284	0	6	1 375	1 152	914	9 605	1	86	0	3 748	21 528	2 074	23 291	69 155	131	104	789	0	13 191	34 344	
SG	0	11 400	1	0	3 099	10 833	25 182	9 768	1 070	4 893	149	15 463	707	10 799	2 719	13 021	50	3 563	0	580	66	257	4 186	0	10 514	46 371	86 975	201 616	485 653	747 270	
ZA	0	552	0	0	1 519	2 018	0	265	828	2 908	0	0	871	542	96	8 443	0	7 409	0	150	0	9	1 054	1	4 222	13 118	14 142	58 188	0	58 188	
ES	0	3 611	3 066	0	2 347	19 859	0	455	170 166	101 856	0	2	123 218	47 072	2 111	96 140	289	33 572	0	73	951	9	12 907	1	16 221	52 363	258 326	944 595	0	944 595	
GH	0	1 538	320	0	3 340	3 956	0	1 363	10 732	9 762	0	8	3 229	6 375	1 679	18 959	0	7 986	0	281	4 447	216	2 228	2	41 700	52 538	96 607	267 244	485 813	753 057	
TR	0	95	0	0	1 053	207	0	23	1 012	2 312	0	0	1 175	835	207	5 991	81	2 231	0	3 077	0	0	90	1 695	0	4 074	9 698	13 584	47 438	0	47 438
UK	0	22 062	70	0	28 629	84 561	25 360	122 175	153 217	129 041	91	3	32 937	107 697	17 031	298 944	50	40 407	0	3 748	21 528	2 074	23 291	69 155	131	104	789	0	13 191	34 344	
US	13 818	95 807	2 955	0	478 115	1 939 733	227 352	126 786	375 915	303 420	2 157	2 210	113 185	1 130 068	114 226	704 030	17 500	173 624	0	15 193	282 549	4 579	50 696	307 598	965	518 428	438 497	843 805	2 364 504	0	2 364 504
OE	14	51 833	494	0	45 968	82 781	56 937	44 452	352 906	681 774	10	1 232	192 922	211 318	195 553	8 752	290 176	0	30 170	137 544	3 098	205 366	143 651	197	349 032	797 634	4 289 486	11 022 616	0	11 022 616	
总资产	14 068	315 884	16 213	0	652 592	2 548 695	775 699	475 770	2 221 311	2 224 735	2 441	19 982	839 783	2 316 981	254 888	2 821 310	30 377	989 016	0	65 200	747 270	12 755	593 000	753 057	1 659	1 524 630	3 853 039	11 738 270	15 775 616	0	15 775 616
净负债	14 851	452 994	140 429	169 339	716 609	0	0	57 729	366 736	0	82 321	97 088	155 665	0	0	0	164 582	557 681	10 530	0	0	45 433	351 505	0	45 778	839 873	7 311 577	0	0	0	0
总计	28 919	768 878	156 642	169 339	1 360 200	2 548 695	775 699	533 499	2 588 047	2 224 735	84 762	117 070	986 448	2 316 981	254 888	2 821 310	104 959	1 546 696	10 530	65 200	747 270	38 188	944 595	753 057	47 438	2 364 504	11 022 616	11 738 270	15 775 616	0	15 775 616

注: 数据来源为 IMF 公布的 CPIS 及其数据仓库 (Data Warehouse), 采用 Klein 模式。各经济体名称的缩写参见图 1 的注解。

表 A2 G20 各经济体债券投资比率矩阵 (C^k)

C	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000
2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.010	0.005	0.056	0.037	0.008	0.012	0.000	0.001	0.005	0.049	0.042	0.014	0.000	0.005	0.000	0.004	0.034	0.001	0.003	0.001	0.000	0.018	0.016	0.016
3	0.008	0.001	0.000	0.000	0.002	0.010	0.000	0.001	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001	0.001	0.027	0.006	0.016	0.007	0.000	0.006	0.000	0.000	0.000	0.003	0.000	0.011	0.002	0.002
4	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.041	0.140	0.001	0.001	0.000	0.003	0.000	0.001	0.005	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.002
5	0.000	0.032	0.000	0.000	0.000	0.014	0.027	0.011	0.018	0.039	0.000	0.000	0.004	0.023	0.029	0.021	0.001	0.011	0.000	0.003	0.019	0.001	0.006	0.048	0.000	0.031	0.048	0.030
6	0.000	0.000	0.006	0.000	0.005	0.000	0.023	0.032	0.001	0.006	0.000	0.001	0.001	0.076	0.025	0.015	0.000	0.003	0.000	0.052	0.015	0.001	0.002	0.011	0.005	0.007	0.065	0.007
7	0.000	0.005	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.175	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.001	0.008	0.003	0.000	0.000	0.000	0.013	0.022	0.000	0.003	0.000	0.002	0.001	0.001	0.002
8	0.000	0.014	0.000	0.000	0.001	0.009	0.209	0.000	0.001	0.004	0.000	0.002	0.002	0.009	0.028	0.006	0.000	0.000	0.000	0.012	0.090	0.003	0.000	0.006	0.001	0.005	0.002	0.015
9	0.000	0.023	0.000	0.000	0.008	0.020	0.016	0.026	0.000	0.156	0.000	0.000	0.149	0.077	0.072	0.116	0.001	0.098	0.000	0.013	0.000	0.008	0.069	0.084	0.001	0.044	0.019	0.074
10	0.000	0.022	0.000	0.000	0.009	0.019	0.029	0.018	0.049	0.000	0.000	0.000	0.090	0.032	0.015	0.074	0.000	0.108	0.000	0.002	0.000	0.004	0.038	0.068	0.001	0.046	0.009	0.074
11	0.000	0.001	0.002	0.000	0.001	0.002	0.003	0.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.003	0.000	0.003	0.000	0.009	0.027	0.002	0.000	0.001	0.000	0.001	0.001	0.001
12	0.000	0.001	0.000	0.000	0.002	0.001	0.000	0.001	0.000	0.003	0.000	0.000	0.002	0.002	0.003	0.005	0.000	0.005	0.000	0.021	0.017	0.000	0.000	0.003	0.000	0.001	0.003	0.002
13	0.000	0.005	0.000	0.000	0.002	0.011	0.000	0.001	0.063	0.042	0.000	0.000	0.000	0.024	0.003	0.050	0.000	0.009	0.000	0.001	0.000	0.015	0.141	0.011	0.000	0.006	0.004	0.024
14	0.000	0.027	0.000	0.000	0.007	0.047	0.068	0.024	0.038	0.010	0.000	0.000	0.015	0.000	0.032	0.020	0.000	0.006	0.000	0.007	0.085	0.001	0.005	0.023	0.000	0.027	0.020	0.035
15	0.000	0.007	0.011	0.000	0.001	0.001	0.033	0.018	0.006	0.003	0.000	0.000	0.003	0.003	0.000	0.005	0.000	0.001	0.000	0.003	0.069	0.000	0.001	0.012	0.000	0.004	0.002	0.002
16	0.000	0.010	0.002	0.000	0.004	0.004	0.054	0.012	0.064	0.051	0.000	0.000	0.019	0.013	0.019	0.000	0.000	0.013	0.000	0.009	0.005	0.004	0.013	0.044	0.001	0.018	0.006	0.014
17	0.000	0.002	0.036	0.000	0.005	0.002	0.000	0.001	0.002	0.005	0.000	0.000	0.005	0.005	0.002	0.008	0.000	0.006	0.000	0.019	0.000	0.000	0.004	0.006	0.000	0.004	0.006	0.002
18	0.000	0.019	0.000	0.000	0.006	0.009	0.007	0.011	0.103	0.106	0.000	0.000	0.065	0.029	0.015	0.054	0.000	0.000	0.000	0.012	0.008	0.006	0.047	0.066	0.000	0.017	0.014	0.034
19	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	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	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000	0.004	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.001
21	0.000	0.015	0.000	0.000	0.002	0.004	0.033	0.018	0.000	0.002	0.002	0.132	0.001	0.005	0.012	0.005	0.000	0.002	0.000	0.009	0.000	0.001	0.000	0.006	0.000	0.004	0.004	0.007
22	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.003	0.000	0.005	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.002	0.001	0.001
23	0.000	0.005	0.020	0.000	0.002	0.008	0.000	0.001	0.066	0.046	0.000	0.000	0.125	0.020	0.009	0.034	0.001	0.022	0.000	0.001	0.001	0.000	0.000	0.017	0.000	0.002	0.001	0.001
24	0.000	0.002	0.002	0.000	0.002	0.002	0.000	0.003	0.004	0.004	0.000	0.000	0.003	0.003	0.007	0.007	0.000	0.005	0.000	0.004	0.006	0.004	0.002	0.000	0.000	0.018	0.005	0.008
25	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.002	0.000	0.001	0.000	0.047	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.001	0.001
26	0.000	0.029	0.000	0.000	0.021	0.033	0.033	0.042	0.059	0.058	0.001	0.000	0.033	0.046	0.073	0.106	0.000	0.026	0.000	0.057	0.029	0.036	0.025	0.092	0.003	0.000	0.039	0.072
27	0.478	0.125	0.019	0.000	0.349	0.761	0.294	0.238	0.145	0.136	0.025	0.019	0.115	0.488	0.486	0.250	0.090	0.112	0.000	0.233	0.379	0.079	0.054	0.276	0.019	0.219	0.000	0.363
28	0.000	0.067	0.003	0.000	0.034	0.032	0.074	0.083	0.225	0.306	0.000	0.011	0.196	0.091	0.083	0.185	0.045	0.188	0.000	0.462	0.184	0.053	0.217	0.191	0.004	0.148	0.071	0.000

注: 本表展示了主要变量的描述性统计。数据来源为表 A1, 采用 Klein 模式。

表 A3 中国减持美债的15 种冲击效应分解

经济体	$\Delta \varepsilon$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	... $(I-C)^{-1} * \Delta \varepsilon$
AR	0.000 0	0.003 5	0.006 1	0.003 5	0.002 3	0.001 5	0.001 0	0.000 6	0.000 4	0.000 3	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.019 5
AU	0.000 0	0.222 2	0.136 3	0.078 8	0.051 1	0.032 4	0.021 0	0.013 6	0.008 8	0.005 7	0.003 7	0.002 4	0.001 6	0.001 0	0.000 7	0.000 4	0.580 4
BR	0.000 0	0.055 6	0.029 6	0.018 7	0.011 6	0.007 6	0.004 9	0.003 2	0.002 0	0.001 3	0.000 9	0.000 6	0.000 4	0.000 2	0.000 2	0.000 1	0.136 8
BVI	0.000 0	-0.074 5	0.058 7	0.012 6	0.010 9	0.006 0	0.004 0	0.002 5	0.001 7	0.001 1	0.000 7	0.000 4	0.000 3	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.025 0
CA	0.000 0	0.242 0	0.281 7	0.153 3	0.103 4	0.065 0	0.042 5	0.027 4	0.017 8	0.011 5	0.007 5	0.004 8	0.003 1	0.002 0	0.001 3	0.000 9	0.965 6
CI	1.000 0	0.195 8	0.281 9	0.131 6	0.093 0	0.056 6	0.037 3	0.023 9	0.015 5	0.010 0	0.006 5	0.004 2	0.002 7	0.001 8	0.001 1	0.000 7	1.864 1
HK	1.000 0	-0.120 0	0.080 7	0.012 6	0.013 5	0.007 2	0.004 8	0.003 1	0.002 0	0.001 3	0.000 8	0.000 5	0.000 4	0.000 2	0.000 1	0.000 1	1.007 6
CN	-1.000 0	0.387 8	0.026 6	0.048 7	0.022 6	0.015 8	0.009 8	0.006 4	0.004 1	0.002 7	0.001 7	0.001 1	0.000 7	0.000 5	0.000 3	0.000 2	-0.470 4
FR	0.000 0	0.602 0	0.393 1	0.261 8	0.173 4	0.112 6	0.073 2	0.047 5	0.030 8	0.020 0	0.012 9	0.008 4	0.005 4	0.003 5	0.002 3	0.001 5	1.751 2
DE	1.000 0	0.293 9	0.297 7	0.193 0	0.126 3	0.082 8	0.053 6	0.034 8	0.022 6	0.014 6	0.009 5	0.006 1	0.004 0	0.002 6	0.001 7	0.001 1	2.146 3
IN	0.000 0	0.049 2	0.012 6	0.008 3	0.005 2	0.003 3	0.002 2	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.000 4	0.000 2	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.084 8
ID	0.000 0	0.055 9	0.020 6	0.012 0	0.008 0	0.005 1	0.003 3	0.002 1	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.000 4	0.000 2	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.111 1
IT	0.000 0	0.164 1	0.152 2	0.106 3	0.070 7	0.046 4	0.030 2	0.019 6	0.012 7	0.008 2	0.005 3	0.003 5	0.002 2	0.001 5	0.000 9	0.000 6	0.625 4
JP	1.000 0	0.303 5	0.199 0	0.125 7	0.079 2	0.051 3	0.033 1	0.021 4	0.013 9	0.009 0	0.005 8	0.003 8	0.002 4	0.001 6	0.001 0	0.000 7	1.852 7
KR	1.000 0	0.115 0	0.032 1	0.021 8	0.013 2	0.008 4	0.005 4	0.003 5	0.002 3	0.001 5	0.001 0	0.000 6	0.000 4	0.000 3	0.000 2	0.000 1	1.205 9
LU	1.000 0	0.199 5	0.125 7	0.090 4	0.057 5	0.037 7	0.024 4	0.015 8	0.010 3	0.006 7	0.004 3	0.002 8	0.001 8	0.001 2	0.000 8	0.000 5	1.580 3
MX	0.000 0	0.047 7	0.041 2	0.023 7	0.016 0	0.010 1	0.006 6	0.004 2	0.002 8	0.001 8	0.001 2	0.000 7	0.000 5	0.000 3	0.000 2	0.000 1	0.157 2
NL	0.000 0	0.329 0	0.256 5	0.170 0	0.113 0	0.073 4	0.047 8	0.031 0	0.020 1	0.013 0	0.008 4	0.005 5	0.003 5	0.002 3	0.001 5	0.001 0	1.077 7
RU	0.000 0	0.001 7	0.001 8	0.001 1	0.000 7	0.000 5	0.000 3	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.006 8
SA	1.000 0	0.011 5	0.004 5	0.002 9	0.001 9	0.001 2	0.000 8	0.000 5	0.000 3	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0	1.024 3
SG	1.000 0	0.063 4	0.049 2	0.027 6	0.017 1	0.011 0	0.007 1	0.004 6	0.003 0	0.001 9	0.001 3	0.000 8	0.000 5	0.000 3	0.000 2	0.000 1	1.188 5
ZA	0.000 0	0.010 2	0.010 7	0.006 5	0.004 3	0.002 8	0.001 8	0.001 2	0.000 8	0.000 5	0.000 3	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.039 6
ES	0.000 0	0.157 6	0.153 4	0.105 7	0.070 5	0.046 2	0.030 0	0.019 5	0.012 6	0.008 2	0.005 3	0.003 4	0.002 2	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.618 8
CH	1.000 0	0.038 5	0.050 8	0.029 5	0.019 4	0.012 5	0.008 1	0.005 2	0.003 4	0.002 2	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.000 4	0.000 3	0.000 2	1.173 6
TR	0.000 0	0.055 0	0.008 5	0.004 9	0.003 3	0.002 1	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.000 4	0.000 2	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.077 7
UK	0.000 0	0.557 3	0.395 3	0.229 3	0.153 5	0.098 2	0.063 9	0.041 3	0.026 8	0.017 4	0.011 3	0.007 3	0.004 7	0.003 1	0.002 0	0.001 3	1.614 8
US	0.000 0	3.428 1	1.488 2	1.088 9	0.652 3	0.432 3	0.275 9	0.179 7	0.116 1	0.075 3	0.048 8	0.031 6	0.020 5	0.013 3	0.008 6	0.005 6	7.875 4
OE	1.000 0	1.526 0	0.836 2	0.559 4	0.368 9	0.238 0	0.155 1	0.100 3	0.065 1	0.042 2	0.027 3	0.017 7	0.011 5	0.007 4	0.004 8	0.003 1	4.968 7

注：根据表 A1 的数据推测，各经济体名称的缩写参见图 1 的注解。

表 A4 美国增发美债的 15 阶冲击效应分解

经济体	$\Delta \varepsilon$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	$(I-C)^{-1} * \Delta$
AR	1	0.0027	0.0040	0.0016	0.0012	0.0007	0.0005	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0117
AU	1	0.1173	0.1220	0.0733	0.0468	0.0301	0.0194	0.0126	0.0082	0.0053	0.0034	0.0022	0.0014	0.0009	0.0006	0.0004	1.4447
BR	1	0.0376	0.0043	0.0027	0.0017	0.0011	0.0007	0.0005	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	1.0493
BVI	1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
C.A	1	0.3599	0.1986	0.1005	0.0697	0.0430	0.0283	0.0181	0.0118	0.0076	0.0049	0.0032	0.0021	0.0013	0.0009	0.0006	1.8515
CI	0	0.8457	0.7863	0.3910	0.2731	0.1676	0.1104	0.0708	0.0461	0.0298	0.0193	0.0125	0.0081	0.0053	0.0034	0.0022	2.7756
HK	0	0.6291	0.3660	0.1825	0.1144	0.0713	0.0459	0.0296	0.0192	0.0124	0.0080	0.0052	0.0034	0.0022	0.0014	0.0009	1.4933
CN	1	0.5192	0.1812	0.1094	0.0636	0.0405	0.0258	0.0167	0.0108	0.0070	0.0045	0.0029	0.0019	0.0012	0.0008	0.0005	1.9871
FR	1	0.8208	0.8473	0.5540	0.3667	0.2401	0.1557	0.1011	0.0655	0.0425	0.0275	0.0179	0.0116	0.0075	0.0049	0.0032	4.2720
DE	0	1.0677	0.8103	0.5593	0.3626	0.2387	0.1544	0.1004	0.0650	0.0422	0.0273	0.0177	0.0115	0.0074	0.0048	0.0031	3.4783
IN	1	0.0002	0.0008	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0020
ID	1	0.0032	0.0141	0.0068	0.0039	0.0024	0.0015	0.0010	0.0006	0.0004	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	1.0347
IT	1	0.4280	0.2961	0.2184	0.1443	0.0947	0.0616	0.0400	0.0259	0.0168	0.0109	0.0071	0.0046	0.0030	0.0019	0.0012	2.3568
JP	0	0.7752	0.7493	0.4546	0.2982	0.1904	0.1238	0.0800	0.0519	0.0336	0.0218	0.0141	0.0092	0.0059	0.0038	0.0025	2.8190
KR	0	0.1264	0.0797	0.0447	0.0293	0.0185	0.0120	0.0078	0.0050	0.0033	0.0021	0.0014	0.0009	0.0006	0.0004	0.0002	0.3327
LU	0	1.7526	0.9891	0.6616	0.4346	0.2823	0.1835	0.1189	0.0771	0.0500	0.0324	0.0210	0.0136	0.0088	0.0057	0.0037	4.6417
MX	1	0.0253	0.0094	0.0048	0.0032	0.0020	0.0013	0.0009	0.0006	0.0004	0.0002	0.0002	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	1.0486
NL	1	0.6447	0.3554	0.2570	0.1673	0.1095	0.0711	0.0462	0.0299	0.0194	0.0126	0.0081	0.0053	0.0034	0.0022	0.0014	2.7361
RU	1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
SA	0	0.1022	0.0222	0.0144	0.0088	0.0058	0.0037	0.0024	0.0016	0.0010	0.0007	0.0004	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.1640
SG	0	0.6023	0.2882	0.1612	0.1002	0.0633	0.0407	0.0263	0.0170	0.0110	0.0071	0.0046	0.0030	0.0019	0.0013	0.0008	1.3307
ZA	1	0.0044	0.0046	0.0028	0.0018	0.0012	0.0008	0.0005	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	1.0169
ES	1	0.2504	0.2304	0.1627	0.1081	0.0714	0.0463	0.0301	0.0195	0.0127	0.0082	0.0053	0.0034	0.0022	0.0014	0.0009	1.9550
CH	0	0.3330	0.2695	0.1728	0.1125	0.0730	0.0473	0.0307	0.0199	0.0129	0.0084	0.0054	0.0035	0.0023	0.0015	0.0010	1.0953
TR	1	0.0005	0.0006	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0020
UK	1	0.8140	0.5331	0.3398	0.2202	0.1424	0.0923	0.0598	0.0387	0.0251	0.0163	0.0105	0.0068	0.0044	0.0029	0.0019	3.3117
US	1	3.1916	1.3098	0.9779	0.5760	0.3851	0.2448	0.1598	0.1031	0.0669	0.0434	0.0281	0.0182	0.0118	0.0077	0.0050	8.1382
OE	0	4.5460	3.2982	1.9868	1.3421	0.8514	0.5575	0.3596	0.2336	0.1512	0.0981	0.0635	0.0412	0.0267	0.0172	0.0112	13.6051

注:根据表 A2 的转置矩阵推测,各经济体名称的缩写参见图 1 的注解。

表 A5 PNV 模型的稳定性检验

	模型 (1)	模型 (2): 加入 DXY
$Y_{i,t-1}$	0.796 (-8.510)	0.796 (-8.485)
$R_{i,t-1}$	-0.066 (-0.844)	-0.068 (-0.855)
$WY_{i,t-1}$	-0.057 (-1.732)	-0.057 (-1.729)
$WR_{i,t-1}$	0.024 0.780	0.028 0.838
DXY_t	—	-935.760 (-0.312)
控制全球共同冲击	否	是

注：对方程式 (16) 推测结果的检验。

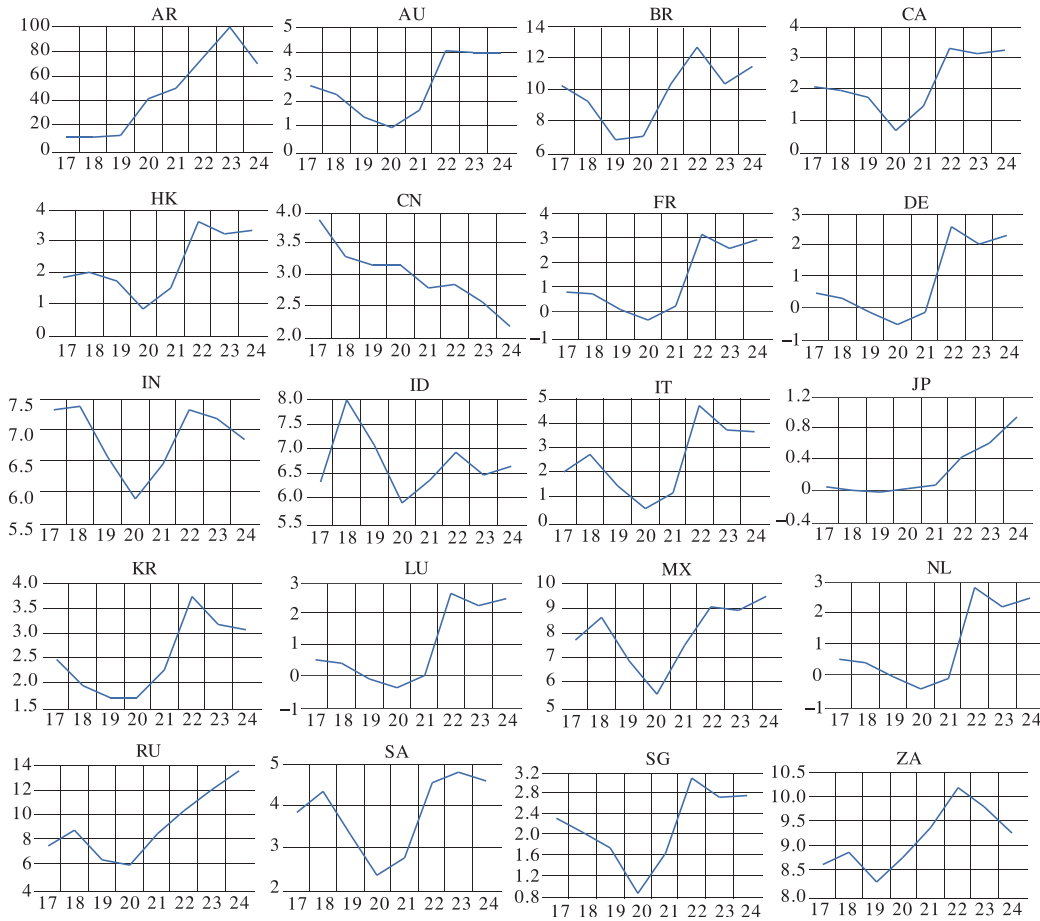


图 A1 G20 经济体国债收益率的变化 (2017—2024, 10 年期, %)

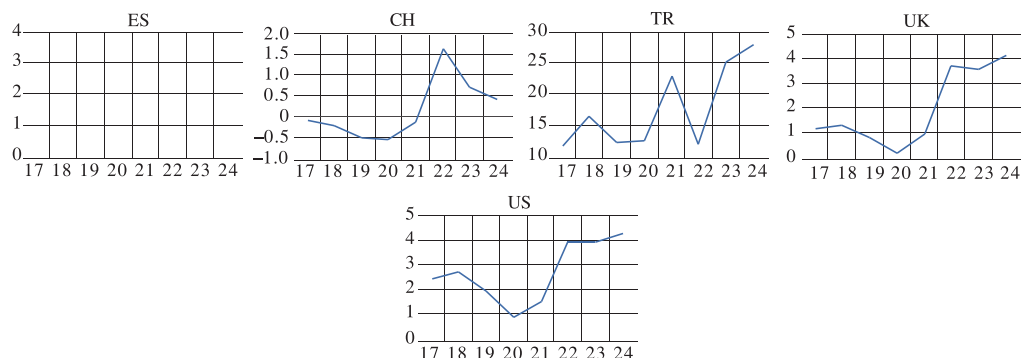


图 A1 G20 经济体国债收益率的变化 (2017—2024, 10 年期, %) (续)

注:数据来源为 G20 经济体各国(地区)的央行金融统计。BVI、CI 及 OE 不是独立的国家或地区,因此没有国债收益率数据。各经济体名称的缩写参见图 1 的注解。

参考文献

- [1] 刘鹤, 2020. 加快构建以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局(学习贯彻党的十九大精神)[N]. 人民日报, 11-25(6).
- [2] 卢锋, 2008. 中美经济外部不平衡的“镜像关系”——理解中国近年经济增长特点与目前的调整[J]. 国际经济评论, (6): 19-27.
- [3] 卢锋, 2025. 应对美方关税战: 历史经验与当前选择[EB/OL]. (2025-05-06)[2026-04-20]. <https://nsd.pku.edu.cn/sylm/gd/540977.htm>.
- [4] 余永定, 2022. 调整中国海外资产结构 平衡中国国际收支 应对国际货币体系新变局[EB/OL]. (2022-05-14)[2026-04-20]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1732789878841892191&wfr=spider&for=pc>.
- [5] 张南, 2004. 国际资金循环与中国对外资本流动[J]. 国际金融研究, (3): 33-40.
- [6] 张南, 2005. 国际资金循环分析的理论及展开[M]. 日本京都: ミネルヴァ書房, 127-168, 225-249.
- [7] 张南, 2014. 资金循环分析的理论及实践: 中国资金循环的统计观察[M]. 北京: 北京大学出版社.
- [8] 张南, 2017. 国际资金循环测度的统计方法及应用[J]. 数量经济技术经济研究, 34(10): 94-110.
- [9] 石田定夫, 1993. 日本經濟の資金循環[M]. 东京: 日本東洋經濟新報社.
- [10] 辻村和佑, 溝下雅子, 2002. 資金循環分析: 基礎技法と政策評価[M]. 东京: 慶應義塾大学出版社.
- [11] 辻村和佑, 溝下雅子, 2008. 國際資金循環分析: 基礎技法と応用事例[M]. 东京: 慶應義塾大学出版社.
- [12] Acemoglu D, Ozdaglar A, Tahbaz-Salehi A, 2015. Systemic risk and stability in financial networks[J]. American Economic Review, 105(2): 564-608.
- [13] Ahelegbey D F, Giudici P, Hashem S Q, 2021. Network VAR models to measure financial contagion[J]. North American Journal of Economics and Finance, 55. DOI: 10.1016/j.najef.2020.101318.
- [14] Battiston S, Puliga M, Kaushik R, Tasca P, Caldarelli G, 2012. DebtRank: too central to fail? financial networks, the FED and systemic risk[J]. Scientific Reports, 2. DOI: 10.1038/srep00541.
- [15] Billio M, Getmansky M, Lo A W, Pelizzon L, 2012. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 104(3): 535-559.
- [16] BIS, 2024. Basel committee on Banking Supervision, calculation of RWA for credit risk. <https://www.bis.org/committees/bcbs/basel-framework/basel-framework.pdf>.
- [17] Caballero R J, Farhi E, Gourinchas P O, 2008. An equilibrium model of “global imbalances” and low interest rates[J]. American Economic Review, 98(1): 358-393.
- [18] Caballero R J, Farhi E, Gourinchas P O, 2016. Safe asset scarcity and aggregate demand[J]. American Economic

- Review, 106(5):513–518.
- [19] Caballero R J, Farhi E, Gourinchas P O, 2017. The safe assets shortage conundrum[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 31(3): 29–45.
- [20] Copeland M A, 1952. A study of money flows in the United States[M]. New York: National Bureau of Economic Research, 106–136.
- [21] Coppola A, Maggiori M, Neiman B, Schreger J, 2021. Redrawing the map of global capital flows: the role of cross-border financing and tax havens[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 136(3): 1499–1556.
- [22] Diebold F X, Yilmaz K, 2014. On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms[J]. *Journal of Econometrics*, 182(1): 119–134.
- [23] Eichengreen B, Rose A K, Wyplosz C, Dumas B, Weber A, 1995. Exchange market mayhem: the antecedents and aftermath of speculative attacks[J]. *Economic Policy*, 10(21): 249–312.
- [24] Errico L, Harutyunyan A, Loukoianova E, Walton R, Korniyenko Y, Amidžić G, AbuShanab H, Shin H S, 2014. Mapping the shadow banking system through a global flow of funds analysis[R]. IMF Working Paper, No. WP/14/10. Washington, D. C.: International Monetary Fund.
- [25] FSB, IMF, 2009. The financial crisis and information gaps[R]. Report to the G20 Finance Ministers and Central Bank Governors. Basel: Financial Stability Board.
- [26] Gourinchas P O, Rey H, Sauzet M, 2019. The international monetary and financial system[R]. Working Paper, No. 25782. New York: National Bureau of Economic Research.
- [27] IMF, 2016. Monetary and financial statistics manual and compilation guide[R]. Washington, D. C.: International Monetary Fund, 122–151.
- [28] Klein L R, 1983. Lectures in econometrics[M]. Amsterdam: Elsevier Science Publish, 35–44.
- [29] Markose S M, 2012. Systemic risk from global financial derivatives: a network analysis of contagion and its mitigation with super-spreader tax[R]. Working Paper, No. 2012/282. Washington, D. C.: International Monetary Fund.
- [30] Markose S M, Giansante S, Eterovic N A, Gatkowski M, 2021. Early warning of systemic risk in global banking: eigen-pair R number for financial contagion and market price-based methods[J]. *Annals of Operations Research*, 330: 691–729.
- [31] Meyer C D, 2000. Matrix analysis and applied linear algebra[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 489–641.
- [32] Stone R, 1966. The social accounts from a consumer's point of view[J]. *Review of Income and Wealth*, 12(1): 1–33.
- [33] Zhang N, 2020. Flow of funds analysis: innovation and development[M]. London: Springer, 8–33, 89–132.
- [34] Zhang N, 2022. Measuring global flow of funds: who-to-whom matrix and financial network[J]. *Japanese Journal of Statistics and Data Science*, 5(1): 899–942.
- [35] Zhang N, Zhang Y, 2024. Global flow of funds analysis: data, models, and applications[M]. London: Springer, 8–11.
- [36] Zhang N, Zhao X, 2019. Measuring global flow of funds: focus on China, Japan, and the United States[J]. *Economic Systems Research*, 31(4): 520–550.

The Persistence and Asymmetry of Financial Network Shocks: Measuring Bilateral Debt Risk between China and the United States

Nan Zhang^{*}

(Economic Science Faculty, Hiroshima Shudo University)

Ying Liu

(School of Statistics, Dongbei University of Finance and Economics)

Baolin Chen

(School of Statistics, Capital University of Economics and Business)

Xiaodong Tang

(Graduate School, Hiroshima Shudo University)

Summary: This paper aims to study the persistence and asymmetry of financial network shocks and thereby examine the bilateral risk exposure arising from the changes in the holdings of US Treasury bonds due to the external imbalances of China and the United States. From the perspective of global flow of funds, a “Who-to-Whom” model was established by utilizing three-dimensional data and visualized as an international bond network. A new theoretical proposition system was developed, and the Shock Reaction Function (SRF) and Shock Alignment Index (SAI) were employed to statistically estimate the shock effect of changes in US bonds and bilateral risk exposure. Observation results indicate that when China reduces its holdings of US Treasury bonds, the first-order impact effect feedback is relatively strong yet persists for a short duration. In contrast, when the United States increases the issuance of US Treasury bonds, the positive impact effect feedback is extremely strong and endures for a relatively long period. The theoretical proposition aligns precisely with the empirical results, and the reduction of US Treasury bonds has a relatively weak influence on China’s bilateral risk exposure. This paper opens up a new field of economic statistics, the most important thing is to explore how to measure flow of funds by the Who-to-Whom perspective, and how to use GFF statistics. The introduction of the price variable established a panel network vector autoregression model (Panel Network VAR), transforming the static “structure” into a dynamic “system” to capture the dynamic feedback and lag effects over time, and conducting a stability test on the model.

The analysis highlights that the global impact of financial shocks depends critically on their direction within the international financial network, rather than on their size alone. Shocks that are closely aligned with the dominant funding and investment channels tend to propagate persistently,

* **Corresponding Author:** Nan Zhang, Economic Science Faculty, Hiroshima Shudo University, E-mail: zhang@shudo-u.ac.jp.

while large but weakly aligned disturbances dissipate relatively quickly.

This distinction helps explain why reductions in US Treasury holdings by major foreign investors typically generate sharp but short-lived market responses, whereas increases in US sovereign debt issuance are associated with more durable global spillovers. In network terms, the former represents localized portfolio adjustments, while the latter operates along the system's principal mode of intermediation, reflecting the central role of US public debt in global liquidity management.

The W-t-W impulse response analysis suggests a clear asymmetry between China's portfolio adjustment and US debt expansion shocks. When China reduces its holdings of US Treasuries, the first-order impact on the network is relatively strong but decays rapidly, indicating a localized and non-persistent adjustment mainly confined to the asset side of China's balance sheet. In contrast, an increase in US Treasury issuance generates a strong and persistent positive response across multiple network layers, reflecting the central role of US sovereign debt in the global flow of funds and its capacity to propagate shocks through higher-order feedback loops. This asymmetry highlights the distinction between investor-specific portfolio shocks and system-level liability shocks in a global financial network.

Keywords: Global Flow of Funds; Three-Dimensional Data; International Bond Network; Shock Reaction Function; Shock Alignment Index; Risk Exposure; Panel Network VAR Model

JEL Classification: F32; F34; G15