arXiv:2602.10960v1 [q-fin.ST] 11 Feb 2026

将细粒度数据整合到多层网络中：用于系统性风险评估的欧元区银行间模型

Ilias Aarab* ThomasGottron Andrea Colombo J¨org Reddig Annalaura Ianiro欧洲中央银行†日期：*2023*年*9*月*24*日

摘要

传染和系统性风险的微观结构模型强调，冲击传播本质上涉及多个渠道，包括交易对手敞口、短期融资和展期风险、证券交叉持有，以及共同资产（折价抛售）溢出。然而，实证应用往往依赖程式化或模拟网络，或聚焦于单一敞口维度，这反映出将异质的细粒度数据集整合为统一表示、并确保标识符和合并规则一致，在实践中存在困难。我们通过构建一个以实证为基础的欧元区重要银行集团多层网络，弥补了部分这一缺口。该网络将多个监管和统计数据集整合为层一致风险敞口矩阵，并基于共同节点集定义。每一层对应一个不同的传导渠道，包括长期和短期信贷、证券交叉持有、短期担保融资以及重叠的外部投资组合；同时，为节点补充资产负债表信息，以支持模型校准。我们记录了连通性和中心性在不同层之间显著的异质性，并表明，聚合（扁平化）表示可能掩盖具有经济意义的结构，并错误识别在特定市场中具有系统重要性的机构。随后，我们通过在实际敞口上实施基于中心性的传播度量和微观结构主体建模框架，说明所得网络如何为标准系统性风险分析提供依据。该方法为针对银行网络多个维度开展考虑层级的系统性风险评估和压力测试，提供了以数据为基础的依据。

关键词： 细粒度数据集、多层网络、金融传染、系统性风险、微观结构模型**JEL：** D8，H51**MSC：** 05C90，68T30

1 引言

大量文献研究了冲击如何在金融网络中传播，以及放大机制如何将特质性压力转变为系统性事件 [14, 21, 26]。微观结构模型强调，传导涉及多个渠道：损失可能通过长期交易对手敞口、短期融资市场中的展期风险、证券交叉持有以及共同资产折价抛售的溢出效应扩散 [6, 17,22]。然而，实证应用往往只采用单一敞口维度或风格化的网络结构，这主要是因为现实中的双边敞口分散在不同数据集中，采用不同定义和频率进行报告，而且难以根据实体标识符和合并制度进行协调。

*通讯作者： Ilias.Aarab@ecb.europa.eu。

†本文所表达的观点仅代表作者个人意见，并不一定反映欧洲中央银行的观点。

过去十年间，政策制定者和监管机构能够获取不断扩大的细粒度统计与监管数据集，原则上，这些数据集有助于更真实地衡量相互关联性和风险传导。典型示例包括 AnaCredit、EMIR、SFTDS、MMSR、SHS、FINREP 和 COREP[1]。一项关键挑战是以语义一致的方式整合这些来源，包括统一标识符、合并边界、工具定义和报告结构，并将其映射为适用于宏观审慎和微观审慎监测核心分析问题的表示形式。

对于这类问题，一种自然的表示方式是网络（图）：节点代表机构（或在特定合并制度下的银行集团），加权有向边则代表风险敞口或债权。然而，对于许多传染机制而言，单一网络并不足够：不同类型的互动（例如短期与长期信贷、有担保融资或交叉持有）对应着不同的传导渠道，其拓扑结构也可能存在显著差异 [10, 11]。因此，将这些渠道汇总到单一层中，可能会掩盖具有经济意义的结构，并可能错误识别特定市场中具有系统重要性的机构。反过来说，要在多层模型中填入实际风险敞口也颇具挑战：这既需要深入了解报告框架以解决不一致问题，也需要可扩展的工具来处理大量细粒度记录。

本文旨在弥合理论文献所强调的多渠道传染机制与对真实系统进行实证评估之间的差距。我们通过整合多个细粒度监管与统计数据集，构建定义在共同节点集上的层一致风险敞口矩阵，从而建立了一个以实证为基础的欧元区重要银行集团多层网络。该网络支持考虑层间差异的压力测试，并为系统性风险分析提供了现实的实证基础，而这类分析通常基于模拟网络开展。随后，我们在所构建的各层上应用主流的基于传播的框架和微观结构主体建模框架，以展示这种测量方法的意义。

具体而言，我们作出以下贡献：

- **测量：** 我们通过整合多个细粒度监管与统计数据集，构建了欧元区重要银行集团的多层风险敞口网络，并将其统一为具有共同节点集、符合合并口径的表示形式。我们详细说明了映射、预处理和聚合步骤，以协调异质的报告方案和标识符。
- **结构：** 我们提供了证据，表明不同层之间的连通性和中心性存在显著异质性，并指出，扁平化（聚合）表示可能掩盖与传播和系统重要性相关的特定渠道结构。
- **对系统性风险分析的启示：** 我们使用实际敞口，应用两种广泛使用的框架——基于中心性的传播度量和微观结构主体模型——以说明考虑层结构的测量如何改变对不同渠道系统性影响的识别及其幅度，并比较实证结果与理论机制。

本文其余部分安排如下：第2节回顾相关研究。第3节介绍所用数据以及数据准备和整合技术。第4 节详细说明多层网络的构建；第5 节提供简明的拓扑诊断，更全面的论述见 Aarab 和 Gottron [2]。我们应用于该

[1]AnaCredit（分析信贷数据集）包含欧元区法人实体单笔金额超过 =C25,000的银行贷款详细信息，并在所有成员国之间实现了协调统一。EMIR数据是根据《欧洲市场基础设施监管条例》（EMIR）收集的衍生品合约数据的基础。SFTDS依据欧盟证券融资交易条例（欧盟法规 (EU) 2015/2365）收集证券融资交易数据。货币市场统计报告（MMSR）数据集提供欧元货币市场有担保及无担保、外汇掉期和隔夜指数掉期市场细分领域的信息。FINREP和COREP是欧洲银行监管委员会（CEBS）的项目：FINREP意为财务报告，依据国际财务报告准则（IFRS）；COREP意为偿付能力比率通用报告，依据资本要求指令（CRD）。

网络在第6节中介绍。我们在第7节总结。

2 相关研究

银行网络视角已成为研究系统性风险的重要实证与理论工具，尤其是在 2008年金融危机之后。这场危机凸显了在相互交织的金融体系中理解和预测传导机制的困难 [24]。与此同时，监管与统计报告中的细粒度数据逐步增加，使相互依存关系得以更详尽地衡量，但也带来了跨异构数据源整合方面不容忽视的挑战。

相关文献可分为三类：（1）论证将金融市场建模为网络的优势的研究；（2）开发用于表示市场行为的网络模型和动态机制的理论研究；（3）利用不同类型的数据描述银行业网络结构某些方面的实证研究。

[5] 认为，网络理论有助于理解金融体系、主体间的相互作用及相关经济现象。 [8] 将银行间复杂的风险敞口网络视为决定系统性风险的关键特征之一，而 [20] 则综述了以网络为基础的方法，并将其作为系统性风险指标的分析依据。近期研究尤其关注多层网络 [10]。多层网络可表示银行间不同类型的相互关系，并将其分别建模于网络的不同层中，各层可能具有不同的拓扑结构 [11]。

金融市场网络分析的理论基础涉及由流动性偏好冲击 [6], 、交叉持有 [22], 、基于网络中的资本化和风险敞口的违约级联 [28] ，或由资产价值冲击引发的传染效应 [23]所导致的传染链。不同模型和假设得出的结论各异。一个常见结论是，连通性较高的节点往往最容易受到溢出效应影响 [23]。 [28] 指出，连通性对传染的影响可能是非线性的：连通性最初上升会加剧传染，但超过某一阈值后，进一步提高连通性可能通过改善风险分担来抑制级联。 [13] 在风险分散网络中也报告了类似的非线性行为。 [22]对交叉持有进行建模，并探究违约如何引发进一步的破产。 [23] 研究资产价值冲击导致的传染效应，将互联性与损失和违约预期联系起来。 [17] 提出了一个基于重叠投资组合的网络抛售模型：陷入困境的实体清算资产，导致价格下跌，并将估值损失传递给其他持有者。DebtRank [12] 根据资产负债表缓冲和网络风险敞口估算机构的系统重要性，并对反馈中心性指标进行针对特定领域的调整，以量化外生冲击后困境的传播。节点的DebtRank值表示系统中可归因于该节点最初违约或陷入困境的附加困境。

关于银行间网络的实证研究主要由数据驱动，涵盖从拓扑结构的描述性刻画到传染模型的应用。 [14] 分析了奥地利银行，并记录了肥尾度分布、低聚类程度和较短的平均路径长度。一项反复出现的发现是核心—边缘结构，它通常比优先连接等其他生成机制 [1] [9]更能拟合银行间数据。基于双边风险敞口数据 [19], 对德国银行的研究也报告了类似观察，并将其解释与专业化及关系的非随机形成联系起来。对欧盟大型银行的分析 [7] 区分了直接和间接互联，并研究了时间动态。

对多层网络的实证研究揭示了银行之间不同类型的关联。[10] 区分了意大利市场中按期限和有担保/无担保性质划分的合约，并表明不同层的拓扑结构可能存在显著差异；此外，扁平化表示可能无法捕捉复杂性的关键方面。 [26] 构建了一个多层网络上的微观结构系统性风险模型，将短期和长期贷款与对金融资产的共同风险敞口相结合，部分利用现实世界数据，并通过模拟估计值填补

表1： 细粒度数据集概览

数据集	可用时间	频率	覆盖范围／工具
AnaCredit	2018–09	每月	逐笔贷款信息
CSDB	2009–04	每月	逐只证券信息
SHSG	2018–09	每月	逐证券持仓
SFTDS	2020–06	每日	回购和买入返售交易
RIAD	1998年1月	每日	银行集团结构和标识符
ROSSI	2019年1月	每月	重要机构名单
COREP	2017年6月	每半年	资本信息
FINREP	2016年9月	每季度	财务信息

空白。 [4]利用53家欧洲大型银行的匿名化风险敞口，按期限和工具类型进行细分，并使用欧洲系统性风险委员会、欧洲银行管理局和国家监管机构收集的数据来刻画多层网络特征。

我们的贡献与这些研究方向相辅相成：系统性风险文献中的许多研究基于风格化资产负债表和模拟网络构建微观结构传染模型，或单独研究某一种相互依存渠道。我们提出了一种基于实证的替代方案，将多个细粒度数据集整合为一个语义一致的多层银行间网络，以刻画不同市场细分领域和风险敞口类型。在这一整合网络上，我们扩展了广泛使用的系统性风险与传染框架，使其能够直接处理观测到的风险敞口和资产负债表信息，从而为研究传播模式如何因市场细分领域而异，以及它们如何跨层相互作用，提供统一的基础。

3 数据

细粒度数据集为构建多层网络奠定了基础。表 1 概述了各类数据集，下面我们将说明这些数据集的具体特点以及在分析中使用它们的理由。

机构及关联方登记数据（RIAD）： RIAD是一个共享主数据集，服务于欧洲中央银行体系（ESCB）和单一监管机制（SSM）的多项业务流程及统计数据收集工作。RIAD数据模型包含100多个有关法人实体的属性，包括各种实体标识符和关系（例如外国分行和子公司）。在我们的应用中，RIAD用于识别不同数据集中的实体，并作为构建银行集团的资料来源。

重要银行集团名单（ROSSI名单）： 几乎所有可用的细粒度数据集都包含欧元区和参与成员国中规模最大的银行集团的信息，这些银行集团由SSM直接监管。因此，我们使用ROSSI来确定纳入多层网络的银行集团样本。截至2021年6月 1st ，这份重要机构名单共包含114个银行集团。我们从ROSSI中提取重要机构的RIAD代码，并考虑审慎合并制度。该制度扩大了集团结构的视角，因为它也涵盖合并实体可能并非银行的情况（例如金融控股公司），并提高了细粒度数据集聚合的一致性。

CSDB 和 SHSG 数据： 集中式证券数据库（CSDB）是一个参考数据库，涵盖 ESCB 统计所需的所有证券。该数据库按证券逐项存储债务证券、权益工具和投资基金份额的信息。每项工具均可通过其国际证券识别码进行识别。对于每种证券，数据库都提供大量属性信息。CSDB 涵盖银行集团发行的证券，而按集团划分的证券持有统计数据库（SHSG）数据集则包含银行持有的证券。因此，我们还可以观察到哪些银行集团

持有已发行证券，无论这些证券位于欧元区内还是区外。

AnaCredit数据： AnaCredit数据集 [25]包含从欧元区银行收集的、涉及企业的逐笔贷款信息。这些数据按月报告，自2018年9月起可供使用。对于每笔单笔贷款，收集的信息包括未偿金额、期限、利率、抵押品/担保以及相关交易对手等。AnaCredit因此成为一个丰富的数据集，可用于广泛的分析目的。

证券融资交易（SFT）数据：证券融资交易数据存储库（SFTDS）收集并处理根据《证券融资交易条例》（欧盟）2015/2365[2]报告的数据。证券融资交易及证券融资交易条例的适用范围包括[3]：(a) 回购/逆回购交易，(b) 买入返售或卖出回购交易，(c) 证券或商品借出以及证券或商品借入，(d) 保证金借贷交易。

FINREP/COREP： FINREP（财务报告标准）和COREP（共同报告标准）是欧洲实施巴塞尔协议III过程中制定的两种报告框架[4]，该实施授权欧洲银行管理局同时要求提供资本信息和财务信息。COREP规定了与资本信息相关的框架，而FINREP规定了财务信息框架。受国际财务报告准则（IFRS）约束的银行已使用FINREP模板，以统一格式在合并层面提交财务信息。此要求也已扩展至根据IFRS和国家公认会计原则（GAAP）在次级合并层面或单体层面报告的单一监管机制银行[5]。FINREP模板须按季度强制报告。COREP用于以统一格式收集银行的第一支柱数据以及有关流动性、杠杆率和大额风险暴露的信息。

4 网络建模

本节详细介绍如何根据各类数据集构建我们的多层网络。图1展示了建模过程的整体概况。[6]

4.1 银行集团的识别与建模

构建多层网络的第一步是定义网络的节点 n_i。由于我们的重点是衡量不同市场中银行集团之间的风险敞口，因此我们将银行集团建模为节点。银行集团的构建从银行集团总部开始。我们从ROSSI 获取欧元区重要[7] 银行的集团总部名单。确定集团总部后，还需要识别属于该集团的所有实体。我们将集团总部依据股权份额直接或间接控制的所有子公司视为集团的一部分，

[2]关于证券融资交易和再使用的透明度，并修订欧盟第648/2012号条例的欧盟第2015/2365号条例（证券融资交易条例——SFTR）。[3]SFTR第3条第（11）款[4]欧洲银行管理局的实施技术标准（ITS），修订欧盟委员会关于根据欧盟第575/2013号条例对机构进行监管报告的欧盟第680/2014号实施条例。[5]欧洲中央银行2015年3月17日颁布的欧盟第2015/534号条例[6]请注意，我们的分析聚焦于多层网络的静态快照。所考察的快照是截至2021年6月的网络月末观测值。该日期对应于所有数据集（按各自的频率计算）均可获取的时间点。[7]重要机构的定义见欧洲中央银行2014年4月16日颁布的欧盟第468/2014号条例。

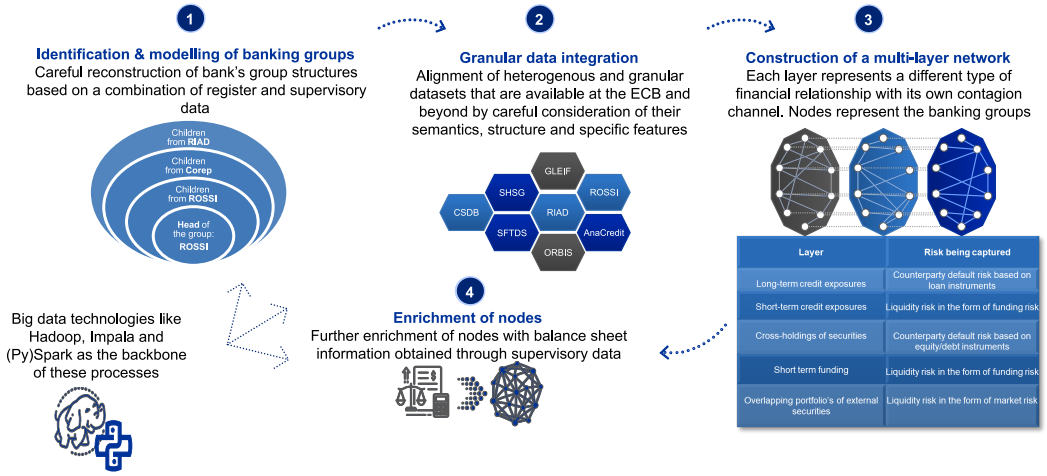


图 1： 1. 使用 ROSSI、RIAD 和 COREP 数据构建包含集团结构的银行集团清单。2. 将大量细粒度数据集与银行集团整合。3. 构建多层网络，其中节点代表银行集团，层代表金融市场，边代表节点之间的金融关系。4. 进一步丰富节点信息，以资产负债表表示各节点。

集团总部依据股权份额直接或间接控制[8]。为获得完整的集团结构，包括并非信贷机构或金融机构的子公司，我们整合并利用 ROSSI、COREP 和 RIAD 中提供的不同集团信息。

4.2 细粒度数据整合

识别银行集团及其子公司后，我们整合不同的细粒度数据集，以形成层特定敞口。借助 RIAD 中提供的实体标识符，我们可以一致地识别集团实体。在整合过程中，我们协调并统一不同数据集的结构和语义（例如，基于存量的数据与交易型报告）。掌握银行集团结构信息后，我们可以将子公司层面记录汇总至集团总部层面，并识别所有细粒度数据集之间的相互关系[9]。

4.3 多层网络的构建

我们遵循 [11]，将多层网络定义为每个节点都出现在一组不同层中的网络 l，且每一层都描述给定类型的所有边。这意味着各层共享同一个节点集。在我们的案例中，边 e_{ij}^{l} 从节点 n_i 指向节点 n_j，是有向的，其权重表示银行集团 i 在第 l[10]层对 j 的汇总敞口。不同层中的边值 l因其代表的风险敞口类型而异：

长期信贷层：该层包含银行集团之间初始到期日不少于三个月的贷款敞口，符合 [26]。风险敞口按不同类型的

[8]此外，如果根据控制关系标准尚未将欧洲中央银行《欧盟指南2020/497》所规定的受监管实体纳入该集团，也会将其纳入。[9]为高效处理海量数据，我们使用基于 Hadoop 的数据湖存储数据，并利用 Spark 进行分布式处理 [3]。[10]请注意，为避免网络中出现自环，我们移除了银行集团的集团内部敞口。

贷款工具（例如存款、信用额度、便利信贷等）汇总，其中大部分（超过 90%）风险敞口来自存款、循环信贷以外的信用额度以及未指定贷款。边权重w_{ij}^{ltc}表示未偿名义价值。

短期信贷层：该层包含初始到期日短于三个月的贷款敞口。风险敞口的处理方式与长期信贷层相同，但额外要求贷款的到期期限严格为正。我们发现，很大一部分工具（超过 45%）是逆回购协议，这证实了该层的短期性质。边权重w_{ij}^{stc}表示未偿名义价值。

交叉证券层：该层包含银行集团之间的权益和债务持有。从节点 n_i 指向节点 n_j 的边表示由 n_j 发行、由 n_i持有的证券的市场价值。我们不区分权益证券和债务证券，而是将它们汇总到同一条边中。边权重w_{ij}^{cs} 表示 n_i 对n_j发行证券的投资市场价值。

短期融资层：短期融资层包含从 SFT数据集中获取的回购协议和买入返售交易。在该层中，从节点 n_i 指向n_j 的边权重 w_{ij}^{stf} 表示银行集团 n_i 和n_j之间汇总的开放式融资交易。边 e_{ij}^{stf} 从抵押品接收方 n_i 指向抵押品提供方 n_j。为与各层采用的月末快照保持一致，我们提取了标记为月末仍处于活跃状态的交易。

外部证券层：外部证券层刻画银行集团对银行间市场以外实体发行的证券的投资。一种自然的表示方式是由两个互不相交的节点集构成的二部网络：银行集团和外部证券。从银行集团指向证券的有向边表示相应持仓的市场价值。然而，在我们的应用中，我们主要关注该层引发折价抛售溢出效应的程度。具体而言，当某银行集团i 清算其证券投资组合中的相当大一部分时，我们会探讨这如何通过共同资产持有影响其他银行集团的资产负债表。为简洁地刻画这一机制，同时确保各层具有共同顶点集，我们采用银行集团节点集 N上的投影表示：构建一个无向图，其中银行集团 i 与 j 之间的边表示其投资组合重叠部分的市场价值。

例如，假设银行集团 i 持有证券 s_1 的5股，银行集团 j 持有 s_1的3股，且 s_1 的市场价格为 €100，两家集团没有持有其他共同证券。那么 i 与 j 之间的边权重等于重叠持仓的市场价值，即，

$$w_{ij} \;=\; \min(5,3)\times 100 \;=\; 300\,.$$

根据这一构建方式，可以通过追踪与 i直接或间接相连的边，来分析 i 的抛售所产生的影响：当 i 清算大量重叠证券持仓时，与 i 相连的银行集团更有可能出现资产负债表恶化。为缩小证券范围，我们在发行人层面汇总持仓，这也有助于隐式地考虑同一发行人发行的证券之间的正相关。数据主要取自 SHSG，并通过 RIAD 和 ROSSI 映射至银行集团。

扁平化网络层：扁平化网络层是人为构建的层，因为它并不对应任何特定的现实市场。相反，它被定义为多层网络中所有层的总和，其中求和对应逐边聚合。如果从银行集团 i 到 j 的一条边出现在多个层中，则将其权重相加；如果一条边出现在某一层中而未出现在另一层中，则原样保留。相同的逻辑也适用于两个以上层的聚合。添加无向层时（在我们的案例中为外部证券层）需要谨慎。为获得有意义的聚合有向层，我们首先将每条无向边转换为一对对称有向边（即构建一个有向图，其中每条边都存在一条反向边），然后再将其与其他层相加。这样可以确保该层引发的网络效应在扁平化网络中得到体现（即，价格恶化可以在两个相连的银行之间双向传导

集团之间）。与此同时，扁平化网络中的边权重失去了直接的经济解释，因为聚合可能导致重复计算（例如，扁平化网络中的总权重会重复计算重叠投资组合的市场价值）。扁平化网络为将特定层结构与整个系统进行比较，以及评估各层对聚合网络连通性的贡献，提供了一个有用的基准。按照构建方式，它涵盖了上述所有数据集。

4.4 节点信息补充

构建多层网络后，我们为节点补充关键资产负债表项目（例如一级资本和总资产），以支持系统性风险度量的校准与解读。总资产取自 FINREP[11]，一级资本取自 COREP[12]。这些数值在合并层面均可获取，因此可以通过 RIAD 标识符直接映射至银行集团。补充信息后的节点有助于更具经济解释力地分析各层之间的传播和系统性影响。

5 拓扑诊断

Aarab 和 Gottron[2]对所构建的多层银行间网络进行了全面的拓扑特征分析（例如各层的全局指标、尾部行为和跨层比较）。本文报告了两项简明的诊断结果，旨在：（i）验证所构建的各层呈现出银行间网络中常见的显著异质性；（ii）说明第6 节中的金融应用应采用考虑层结构的分析方式，而非仅依赖聚合表示。

5.1 各层之间的度异质性

图2 比较了各层的经验入度和出度分布。两种模式对后续的系统性风险分析尤为重要。首先，在每一层内，入度和出度分布高度一致，表明系统整体上较为平衡，既有活跃的债权人，也有活跃的债务人。其次，各层的度分布存在显著差异，这表明同一组银行集团嵌入了连通性特征迥异的市场细分领域。与银行间网络的既有经验证据一致，信贷层和融资层呈现明显的右偏和厚尾，在视觉上符合无标度型异质性 [1, 14, 19], 而交叉证券层则明显更为平坦（更接近均匀形态），外部证券层则呈现出鲜明的左偏厚尾结构（中位数约为76条边，与其最大连通子分量相符）。第三，聚合后的（扁平化）表示可能掩盖这种特定层异质性：根据各层的组合方式，最终的度分布形态可能由节点数量最多的层主导。在我们的数据中，扁平化层的度分布与交叉证券层最为接近，尽管其也综合了信贷市场和融资市场。这一观察支持了应用部分的一项关键建模选择：我们在相关层（或受控的层组合）上评估传染和系统性影响，而不依赖单一聚合网络来代表所有市场机制。

[11]总资产可从 FINREP 模板 F 01.01——资产负债表中获取。[12]一级资本可从 COREP 模板 C47.00——杠杆率计算中获取。一级资本金额根据《资本要求条例（CRR）》第 25 条计算，不考虑《资本要求条例（CRR）》第十部分第一编第一章和第二章规定的豁免。

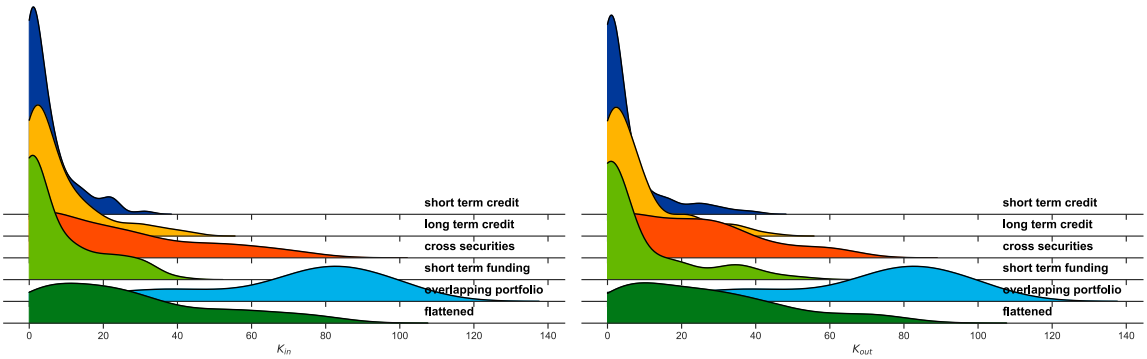


图2：各层的经验度分布（2021年6月快照）。左图：入度分布；右图：出度分布（横轴表示边的数量）。各层以不同颜色标示：短期信贷（深蓝色）、长期信贷（黄色）、交叉证券（红色）、短期融资/回购市场（浅绿色）、外部证券（浅蓝色，称为重叠投资组合），以及扁平化（聚合）层（深绿色）。密度估计采用高斯核密度估计器，带宽根据Scott法则选取 [30]。

5.2 中心性与核心—边缘结构

图3报告了各层标准中心性度量的分布。尽管大多数机构的中心性值较低，但这些分布也表明，相对少数节点处于结构上重要的位置（例如，具有较高的短路径可达性和中介作用）。在各层中，PageRank [29] 和介数中心性都集中在较小值附近（大部分数值处于0–5%之间，最大值略高于10%），这表明只有少数机构能够显著发挥中介作用或引导传播路径。相比之下，大多数层的接近中心性呈现双峰结构，一个峰值接近零，另一个峰值通常位于25–75%之间，具体取决于所在层。这种模式符合核心—边缘结构：规模相对较小且连通性良好的核心，与嵌入程度较弱的大型边缘并存。对于第6节中的金融应用，这为两个反复出现的主题提供了结构层面的依据：（i）系统性影响不仅由资产负债表规模驱动，也取决于网络位置；（ii）即使平均连通性看似适中，影响核心机构的冲击仍可能使传播动态变得敏感。[13]

6 考虑层的系统性风险评估

我们利用构建的多层网络，探讨欧元区银行的金融稳定问题。我们的目标并非提出新的传染渠道，而是通过将主流的基于网络的框架扩展到这样一种情境，超越单层网络或程式化校准：在该情境中，多个市场维度上的风险敞口均可通过实证观测，并能以层间一致的方式进行分析。这为评估系统性影响和传播模式如何取决于压力所经由的市场细分领域，以及当相同机构被置于不同层中时结论会如何变化，提供了实证依据。基于金融文献中用于分析系统性风险的冲击分析方法，我们重点关注两种广泛使用且互为补充的方法：基于传播的系统重要性度量，以及微观结构主体建模框架。

[13]未展示入度和出度中心性，因为其分布与图2中的入度和出度模式非常相似。

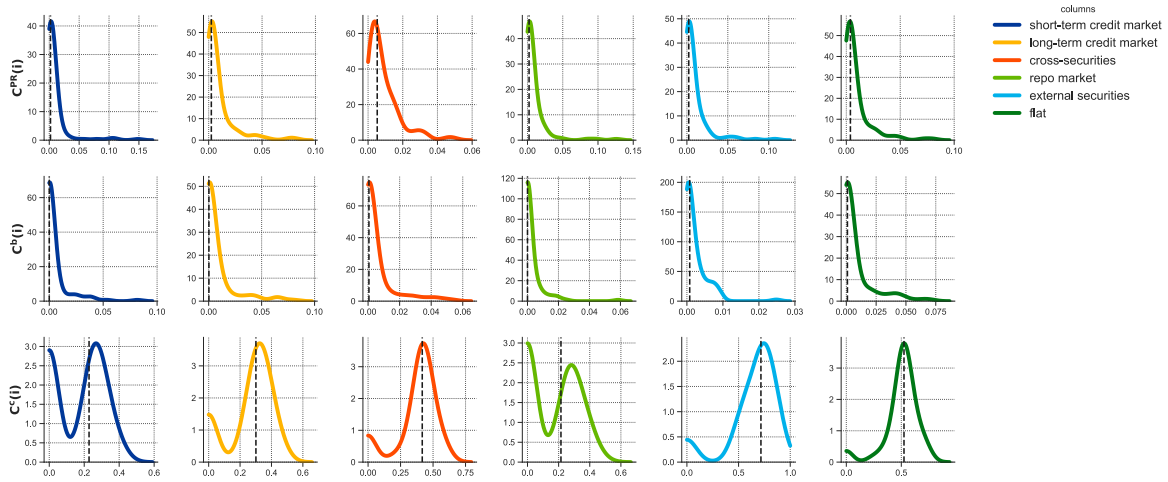


图 3：各层的中心性分布（2021年6月快照）。各行展示（归一化后的）中心性度量：PageRank $C^{PR}(i)$、介数中心性 $C^{b}(i)$和接近中心性 $C^{c}(i)$。各列代表不同层；x 轴表示归一化至 $[0,1]$的中心性值。各层以不同颜色表示：短期信贷（深蓝色）、长期信贷（黄色）、交叉证券（红色）、短期融资 / 回购市场（浅绿色）、外部证券（浅蓝色）以及扁平化（聚合）层（深绿色）。每个子图中的黑色竖向虚线表示相应层—度量组合的中位数。密度估计采用高斯核密度估计器，带宽根据 Scott法则 [30]选取。

6.1 记号预备知识

本节将采用若干源自线性代数和图论的定义与符号约定。这些约定属于标准做法，在金融文献中也十分常见。不过，由于我们涉及多个图、多个变量和不同维度，因此将这些定义汇集于本节，以便在全文中查阅。

令 $\Omega := (N,\ G)$ 表示一个多层网络，其中 N 是节点集合，其基数为 $|N| := n =$114，等于我们网络中的重要机构数量。 G 表示构成网络不同层的图集合。 $|G| := L$的基数代表网络中的层数。与某一层 $l \in G$ 相关的图 g_l通常可表示为元组 $(N,\ W_l)$，其中 $W_l \in \mathbb{R}^{N\times N}$是邻接矩阵，用于表示该层中的有向加权边。 W_l中的元素 w_{ij}^{l} ，满足$i,\ j \in 1,\ \ldots\ldots,\ n$，表示从节点 n_i 指向节点 n_j的边的权重。w_{ij}^{l}= 0 表示在层 l中不存在从 n_i 指向 n_j 的边。除非另有明确说明，图中边的方向遵循资金流方向。也就是说， w_{ij}^{l} 表示 n_i 对n_j的风险敞口概念，具体定义取决于所考虑的层。

对于外部证券渠道，我们区分：(i) 用于模拟折价抛售价格动态的证券层级表示；(ii) 用于多层图 Ω 的投影网络层表示。在证券层级表示中，我们使用一个基数为 m 的证券集合 M 和一个持仓矩阵 $S \in \mathbb{R}^{n\times m}$，其中 $s_{i\mu}$ 表示银行集团 $n_i \in N$ 持有的证券 $\mu \in M$ 的数量。在多层网络 Ω 中，外部证券层本身通过共同节点集 N 上的投影重叠图（一个无向层）来表示，其中边权重反映投资组合持仓重叠的市场价值。请注意，对于 G 中的所有图，节点集都由同一个集合 N 定义，这体现了多层网络的一项关键特征。因此，多层网络由一组代表金融市场的层构成，而这些市场又以图的形式进行数学表示。

t 中的每个节点 该网络的特征是其由（合并）资产负债 e

表所构成的内部结构。节点的资产负债表项目通常表示在一个 n 维欧几里得向量空间 $\mathbb{R}^n$ 中，向量的各元素表示系统中不同节点的资产负债表项目值（例如，对于权益，我们有向量 $Eq \in \mathbb{R}^n$，其中 eq_i 是节点 n_i 的权益值）。类似地，在任意给定时刻表示网络中节点状态的状态向量表示为 $[a,\, b]^n$，其中 a 和 b 分别是该向量所包含的下限和上限。二元状态向量表示为 $\{0,1\}^n$。全 1 向量表示为 $\mathbf{1_n} \in \mathbb{R}^n$。矩阵或向量 V 的转置记为 V^T，其中向量的转置表示列向量。

矩阵乘法没有通过显式运算符定义，而是可以根据两个矩阵/向量相邻且中间没有运算符号的位置推断出来。例如， A 和 B 之间的矩阵乘法表示为 AB。逐元素的哈达玛积定义为 $A \cdot B$，向量的广播方式则根据与该向量相乘的矩阵维度推断。矩阵与行向量之间的哈达玛积将按行广播，而与列向量之间的哈达玛积则按列广播。$\min\{\}/max\{\}$ 运算符始终按元素定义，

$$\min\{A \in \mathbb{R}^n,\, B \in \mathbb{R}^n\} := (\min\{a_1,\, b_1\},\, \ldots, \min\{a_n,\, b_n\}) \in \mathbb{R}^n$$
$$\max\{A \in \mathbb{R}^n,\, B \in \mathbb{R}^n\} := (\max\{a_1,\, b_1\},\, \ldots, \max\{a_n,\, b_n\}) \in \mathbb{R}^n$$

6.2 基于传染的系统重要性

我们将原始 DebtRank [12]算法应用于多层网络，并采用两种不同的校准方式：(a) 交易对手损失渠道，用于捕捉信用风险；(b) 流动性短缺渠道，用于捕捉展期和融资风险。目标是量化银行的困境如何在给定层中传播，并比较不同渠道的系统性影响。

信贷风险校准基于向量 $Eq \in \mathbb{R}^n$，该向量表示银行用于吸收冲击的资本缓冲[14]。银行集团 n_i 对其银行间债务人的风险敞口相对于其资本缓冲 eq_i 的比例，由 $w^{eq,\ l_1}_{ij} = \min\left(1,\ \frac{w^{l_1}_{ij}}{eq_i}\right)$（适用于 $l_1 \in \{ltc,\ \overline{cs}\}$，即长期信贷市场和交叉证券市场）描述。边权重 $w^{eq,\ l_1}_{ij}$ 表示银行集团 n_i 违约时，银行集团 n_j 可能遭受的潜在损失（假设短期内无法收回债务）占其资本缓冲的比例。请注意，如果银行集团 n_i 的风险敞口可能造成的损失超过其资本缓冲，则 $w^{eq,\ l_1}_{ij} = 1$，表示 n_i 可能遭受的最大损失。我们通过应用 DebtRank 递归，在长期信贷层和交叉证券层中模拟困境传播。

类似地，流动性短缺校准使用一个向量 $Liq \in \mathbb{R}^n$，表示银行用于吸收冲击的流动性缓冲。对于流动性缓冲，我们使用银行集团 n_i 的现金（资产）和存款（负债）头寸来定义其缓冲 liq_i = 现金$_i - \beta \cdot$存款$_i$，其中参数 $\beta \in [0,1]$ 为流动性缓冲系数。在实验中，我们将 β 设为 0.05、0.1 和 0.2，以考察不同的可能情景 [15, 26]。通过这种方式，我们研究不同压力情景下银行集团的流动性覆盖率，其中 β 值越高，表示净现金流出越大。风险敞口定义为 $w^{liq,\ l_2}_{ij} = \min\left(1,\ \frac{w^{l_2}_{ji}}{liq_i}\right)$（适用于 $l_2 \in \{stc,\ stf\}$，即短期信贷市场和短期融资市场）。 $w^{liq,\ l_2}_{ij}$ 表示银行集团 n_i 违约时，银行集团 n_j 可能遭受的潜在流动性短缺占其流动性缓冲的比例。同样，如果潜在流动性短缺超过流动性缓冲，则 $w^{liq,\ l_2}_{ij} = 1$，表示最大耗尽量。

接下来，我们用状态向量 $H \in [0,1]^n$ 表示银行集团的困境程度，其中，级别 $h_i = 1$ 表示银行集团 n_i 违约。我们还用 $D \in \{0,1\}^n$ 表示一个二元状态向量，用来表示银行集团 n_i 是否处于困境（$d_i = 1 \Leftrightarrow h_i > 0$）中。

[14]为构建 Eq，我们采用 [12]提出的银行一级资本信息。

最后，二元状态向量 $I \in \{0,1\}^n$ 表示非活动节点集合。处于受困状态的节点会在下一期变为非活动节点，以确保系统中不会出现无限次反复传导。基于此，我们可以如下模拟长期信贷市场或交叉证券市场中的冲击传播：

$$H(t) = \min\left\{H(t-1) + W^{l_1,eq}\left[H(t-1)\cdot D(t-1)\right],\ \mathbf{1_n}\right\}, \tag{1}$$

$$I(t) = \text{分钟}\left\{I(t-1) + D(t-1)\ \ \mathbf{1_n}\right\}, \tag{2}$$

$$d_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } h_i(t) = 1 \text{ and } I_i(t-1) = 0, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{3}$$

对于流动性短缺传播，其动态过程与上述过程非常相似，不同之处在于，矩阵 $W^{l_1,\ eq}$ 现在由 $W^{l_2,\ liq}$ 取代。

上述方程定义了一种递归传播机制。时刻 $t-1$ 的困境通过权重矩阵 $W^{l_1,\ eq}$ 传播（对于流动性层，则通过 $W^{l_2,\ liq}$ 传播），并更新困境程度 $H(t)$。二元向量 $D(t)$ 标记处于困境的节点，而 $I(t)$ 标记在经历困境后变为非活动状态的节点，以防止反复传导。当没有其他节点进入困境时，该过程便收敛。

为启动该动态过程，我们设定以下初始条件：

- $h_{i\in S_f}(t=1) = 1$ 和 $h_{i\notin S_f}(t=1) = 0$
- $d_{i\in S_f}(t=1) = 1$ 和 $d_{i\notin S_f}(t=1) = 0$

其中，S_f 为包含因外生冲击而最初发生违约的节点的单元素集合。

当动力学在时间 T 收敛后，我们可以计算节点 $n_i \in S_f$ 的 DebtRank 值：

$$DR_i = \sum_j \left[h_j(t=T) - h_j(t=1)\right] v_j$$

其中，$v_i = \frac{\sum_j W^l_{ij}}{\sum_i \sum_j W^l_{ij}}$ 是节点相对经济价值的代理指标，定义为该节点贡献的总投资（流动性层中的融资）占比 n_i。DR_i 因此衡量了传播至系统中的附加困境，但不包括由外生冲击引起的初始困境。这种附加困境可作为 n_i 在多层网络特定层中的系统性影响的代理指标。对于 $l_1 \in \{$长期信贷市场、交叉证券市场$\}$，系统性影响反映了由交易对手风险导致的潜在违约级联。对于 $l_2 \in \{$短期信贷市场、短期融资市场$\}$，系统性影响反映了由展期和融资风险导致的潜在流动性紧缩。[15]

对于网络中的每个节点 n_i，我们都启动这两个模型来计算其 DebtRank。直接比较不同层，可以体现传染的多渠道特性：在某个市场中看似无关紧要的机构，在另一个市场中可能处于核心地位；系统重要性的排名也会随传导机制而变化 [10]。

图4 展示了信用风险模拟的结果。在长期信贷市场和交叉证券市场中，我们观察到 DebtRank 值都相对较小，大多低于 2%。这意味着，在银行违约时，大多数银行所对应的系统经济价值不到 2%。在长期信贷层中，系统重要性最高的银行约占该市场的 5%；而在交叉证券层中，最高约为 3%。值得注意的是，这两个层中系统重要性最高的银行并不相同，这与多层

[15]为捕捉流动性短缺而对 DebtRank 所作的修改，部分基于 [15], 的暴露–困境–破产（EDB）模型。主要区别在于，我们纳入了银行资产负债表构成的信息，这也是作者建议的扩展方向。

金融网络 [10]。

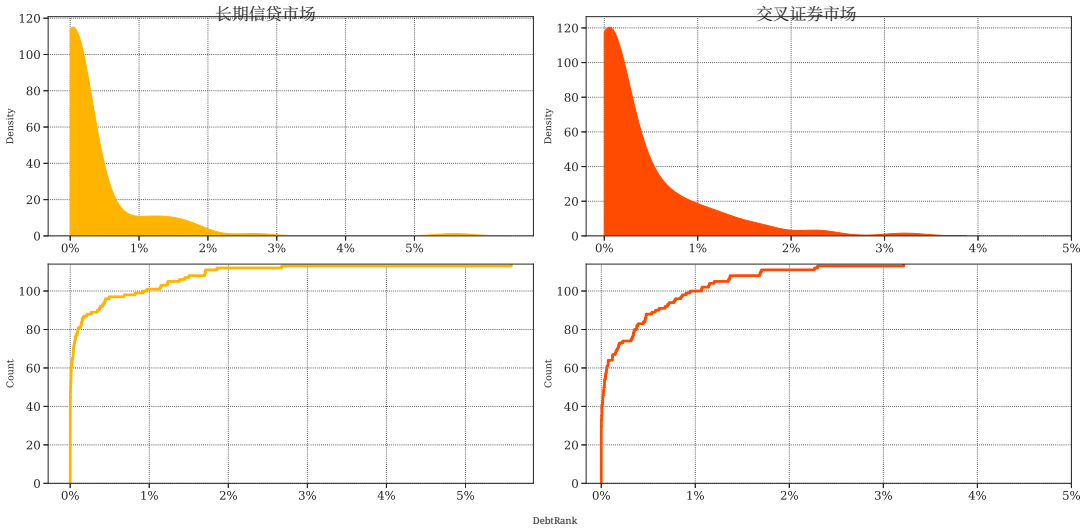


图4： 上图：长期信贷层（左侧，黄色）和交叉证券层（右侧，红色）的 DebtRank 值密度；横轴表示 DebtRank 值（%）。下图：这两个层中相同 DebtRank 值的累积计数

同样，图 5 报告了不同流动性缓冲系数取值下，流动性短缺校准的 DebtRank 值 β。首先，两个短期层之间存在显著差异：回购市场的传播明显强于短期信贷市场。在基准情景下$\beta = 0.05$，回购层的系统性影响最高可达短期信贷市场的一个数量级，部分节点在违约时所对应的回购市场份额高达 10%。随着 β 增大，这一差距逐渐缩小，而$\beta = 0.2$ 则使两个层的 DebtRank 值更加接近。

图5最后一列展示了流动性缓冲的非线性敏感性。DebtRank 从 $\beta = 0.1$增加到 0。2 所带来的增幅，显著大于从 $\beta = 0.05$增加到 0。1所带来的增幅，两个层均是如此。这说明，流动性条件收紧会加剧展期风险和传染风险。最后，尽管回购市场在这一校准下表现出较大的系统性影响，但其有抵押品担保的程度也很高；在实践中，抵押品变现可以缓解流动性短缺并降低传播。[16]

我们还可以考察不同层之间是否存在非线性：当外生冲击同时在多个层中传播时，系统性影响是否会超过将各层独立处理所得的结果?

图6 展示了这一思想实验。左图考察冲击在长期信贷层和交叉证券层中联合传播的情形，右图则聚焦于短期信贷层和回购层。[17] 横轴表示 DebtRank，纵轴列出系统性影响最大的前 10 家银行。蓝色标记表示在聚合（合并）层上计算的 DebtRank，黄色标记则表示各层 DebtRank 值的线性叠加。[18] 蓝色和黄色标记之间的差异反映了聚合引起的交互效应。左图中，与直接在聚合层上计算的结果相比，线性叠加往往会高估系统性影响。右图中的差异较小，也较少呈现一致的规律。总体而言，除少数聚合会导致.....的系统重要性节点外，

[16]未来工作可以扩展当前框架，将抵押品信息纳入其中。[17]图中展示了 $\beta = 0.1$的结果，不过取不同的值也会得到相同的定性结果。[18]通过对两种计算方法所得结果取平均值，确定 DebtRank 值最高的前 10 家银行。

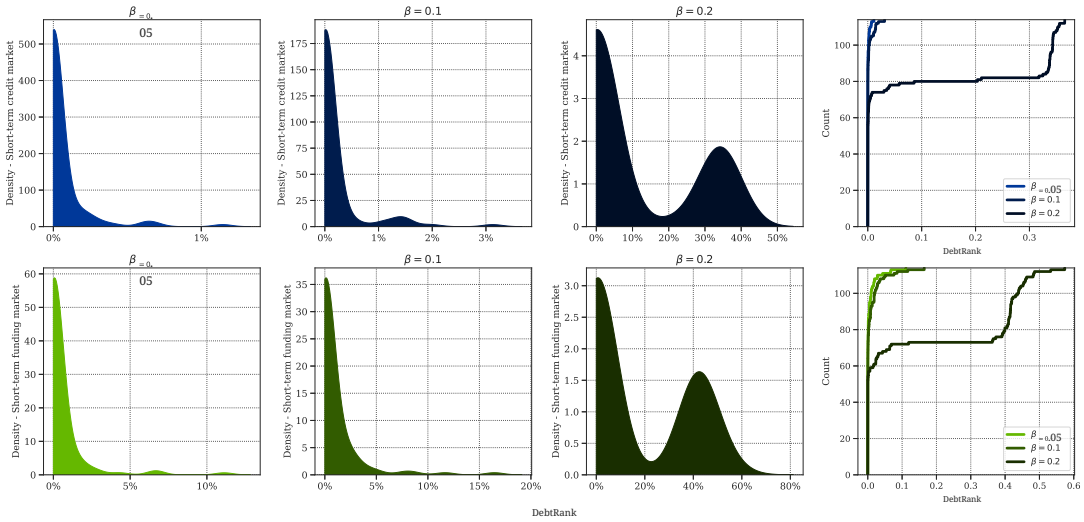
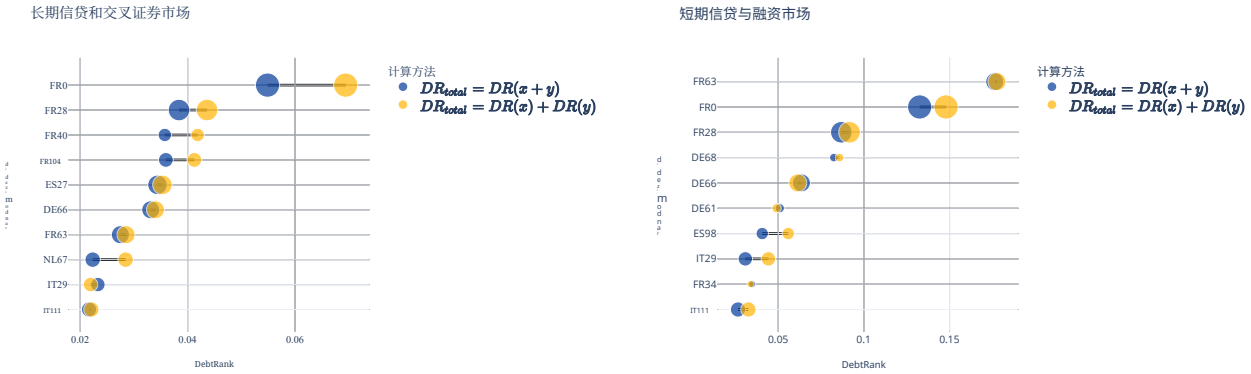


图5： 涉及融资风险的两个层级的DebtRank值：短期信贷市场（上图，以蓝色深浅表示）和短期融资市场（下图，以绿色深浅表示）。前3列分别表示 $\beta = 0.05$、 $\beta = 0.1$ 和$\beta = 0.2$的DebtRank值，其中 $\beta \in [0, 1]$ 为流动性缓冲系数，较高的 β 值与较高的净现金流出相对应。最后一列显示DebtRank的累计计数（颜色越深表示 β 值越高）。横轴表示DebtRank值（%）。

偏差更为明显；在这种情况下，两种计算结果的接近程度表明，与简单的层级聚合相比，额外的非线性因素十分有限。



(a) 长期信贷市场和交叉证券市场。 **(b)** 短期信贷市场和融资市场。

图6： 左图展示同时冲击长期信贷市场和交叉证券市场时的DebtRank值；右图聚焦于短期信贷市场和融资市场。横轴表示DebtRank，纵轴表示系统性影响最大的前10家银行。蓝色标记为在聚合层上计算得到的DebtRank值，黄色标记则基于对各层分别计算的DebtRank值进行线性叠加。该图展示 $\beta = 0.1$的结果，尽管不同取值会产生相同的定性结果。DebtRank值最高的前10家银行通过对两种计算方法的结果取平均来确定。

6.3 微观结构基于主体的传染框架

我们的第二个分析用例利用了基于主体的建模框架，该框架基于微观结构多层方法，该方法出自 [26], ，并在 [27]中得到扩展。与原始论文不同，我们使用多层网络中的真实世界风险敞口，而非节点之间的模拟边。这使我们能够在网络拓扑和风险敞口规模受细粒度数据约束的情境中，评估一种标准的微观结构传播机制。

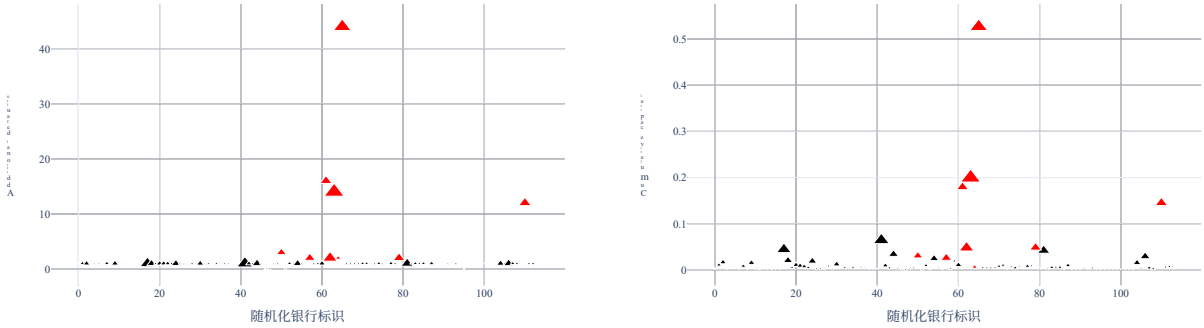
我们假设冲击首先经由长期银行间市场传导，银行集团在该市场中相互进行长期借贷，并相互发行和投资股份与债务。该市场主要蕴含交易对手风险，即债务人无法履行其债务、迫使债权人确认损失的风险。同样，若被投资方发生违约，其投资者将确认相应损失。长期市场的结果可能在短期流动性市场引发连锁反应，银行集团在该市场中使用短期债务为资产负债表活动融资；该市场蕴含融资风险和展期风险。当债权人囤积流动性时，其债务人可能难以再融资并履行偿还款项。最后，传染可通过外部证券市场传播，该市场中证券按市值计价，银行集团持有可能重叠的投资组合。该市场蕴含市场风险：某一节点的清算可能压低价格并恶化其他持有者的资产负债表，从而可能引发抛售螺旋。

基于主体的框架使我们能够根据某银行集团的违约如何通过这些渠道影响系统，来评估其系统重要性。我们采用与 DebtRank 分析类似的方法，并针对每个节点 n_i启动一项模拟，其中 n_i 因外生冲击而违约。违约意味着 n_i的现金和权益余额被全部耗尽，导致其违反监管要求，其证券投资组合被冻结。长期市场账簿中 n_i 的债权人和投资者因此蒙受损失；如果这使他们的资本比率降至某一阈值以下，他们就会开始在短期市场囤积流动性，从而进一步传导初始冲击。我们跟踪 (i) 由 n_i 引发的附加违约数量，以及 (ii) 直至收敛时（即不再发生附加违约时）违约银行的累计资本基础。我们以每个节点作为最初违约实体，重复这一过程。有关模型及其动态的更详细说明，请参阅附录 A 。

图 7中，左侧面板报告附加违约的数量，右侧面板报告违约实体的累计资本基础占系统总资本的比例。大多数机构不会引发传染（附加违约为零）。然而，对于一小部分机构，初始违约会触发级联：一些节点会导致多达两个附加违约，而另一些数量更少的节点则会引发包含 10 至 15 个附加违约的级联。对于一个实体而言，其违约会在多个周期中触发一条漫长的链式反应，导致 43 个附加违约，表明违约传播范围广泛，甚至会波及看似遥远的节点。

所有会引发传染效应的实体都仅来自五个国家，这表明存在国家聚集效应。虽然若干会引发传染的大型机构也会导致传播，但我们也观察到，一些较小的机构同样会引发传播；反过来，也有大型机构不会引发传播。这表明，仅凭规模难以充分解释系统性影响，这与基于人工网络得出的理论结果一致 [23]。底部面板显示，对于大多数级联，累计资本基础占比低于 10%；但有四个节点会引发占比超过 10% 的螺旋式扩散，其中系统性影响最大的实体所引发的占比超过 50%。

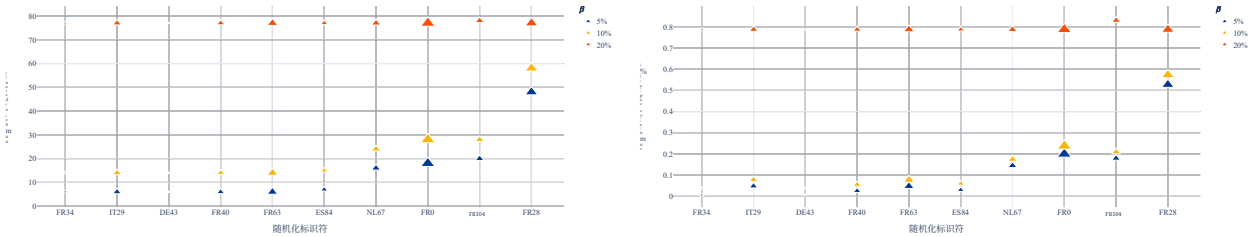
图 8 放大观察具有系统重要性的前 10 家机构，并研究流动性缓冲系数 β的敏感性。较高的 β 对应着更大的短期资金净流出，因此流动性风险也更高。将 β 从 0.05 提高到 0.1 会加剧传染：附加违约数量平均增加 8 个，累计违约资本基数增加 3.2%（相对增幅为 27%）。将 β 进一步提高至 0.2，则会导致极端增长，10 家机构均引发大规模级联（约 75 个附加违约）。在 $\beta = 0.2$ 处结果趋于一致，这表明违约数量上限在很大程度上由网络拓扑结构决定。累计



(a) 初始违约引发的附加违约数量。 **(b)** 违约机构的累计资本基础。

图7： 面板 (a) 报告了由最初违约的机构n_i引发的额外违约数量。面板 (b) 报告了违约机构的累计资本基础，包括 n_i。标记大小与总资产成正比。引发传染效应的机构以红色显示；未引发传染效应的机构以黑色显示。横轴显示经过匿名化处理的银行标识符。银行间风险敞口的风险权重设为 $w^{\mathrm{ib}} = 0.2$，外部证券的风险权重设为 $w^{\mathrm{es}} = 0.1$。价格影响权重设为$\alpha = 0.2$。流动性缓冲系数为 $\beta = 0.05$，最低资本比率为 $\gamma = 0.10$。

资本基础达到约 80%（相对平均增幅约为 500%）。这些发现与 DebtRank 敏感性分析结果一致，并凸显了在存在流动性囤积时，维持充足流动性缓冲以减轻传染的重要性。



(a) 初始违约引发的附加违约。 **(b)** 违约机构的累计资本基础。

图8： 图(a)报告了由最初违约的机构引发的附加违约数量 n_i。图(b)报告了违约机构的累计资本基础，包括 n_i。每次均从网络中系统重要性最高的节点中选取一个机构作为初始违约机构。横轴列出匿名化的银行标识符；前两个字符表示总部所在国。银行间风险敞口的风险权重设为 $w^{\mathrm{ib}} = 0.2$，外部证券的风险权重设为 $w^{\mathrm{es}} = 0.1$。价格影响权重设为 $\alpha = 0.2$。流动性缓冲系数在 $\beta \in \{0.05, 0.10, 0.20\}$范围内变化，最低资本比率为 $\gamma = 0.10$。

7 总结与结论

全球金融危机凸显了银行间市场互联性的重要性，也凸显了获取详细数据以理解连接各信贷机构之间关系的必要性。此后的多个事件，包括大衰退和新冠疫情冲击，进一步表明，金融实体之间多元且广泛的联系所形成的传导机制，能够影响宏观金融结果。

本文提出了一个以实证为基础、系统层面的欧元区银行业互联性表征。我们将多个细粒度的监管与统计数据集整合为一个由重要银行集团构成的多层网络，从而能够以层间一致的视角审视不同传导渠道中的风险敞口。多层视角揭示了不同市场在拓扑结构和机构角色方面显著的异质性；若将风险敞口合并为单一聚合网络，这种异质性可能会被掩盖或误表述。

基于这一整合测度框架，我们将领先的基于网络的系统性风险分析方法拓展至一种新的情境：在这一情境中，可以同时观测跨市场的风险敞口，并在层级层面进行一致分析。具体而言，我们调整了基于传播的系统重要性度量和微观结构层面的基于主体的模型，使其能够应用于依据实证数据构建的多层网络。传播分析识别了特定渠道的系统重要性，并表明短期市场传染对流动性缓冲高度敏感，且不同层级中影响力机构的排名各不相同。基于主体的框架通过明确耦合资产负债表调整、展期决策以及跨市场细分领域的折价抛售溢出效应，使少数机构引发大规模违约级联，并进一步说明系统性影响不仅取决于规模，也受到网络位置和特定市场连通性的影响。

这些结果凸显了以层级为视角评估韧性的价值，尤其是在同一批机构参与多个具有不同微观结构特征的市场细分领域时。经实证校准的多层风险敞口视图可为有关设计灵活且有针对性的宏观审慎与微观审慎工具的政策讨论提供参考，并为在压力测试中评估多渠道传染机制提供具体的实证依据。

参考文献

[1] Daan in ’t Veld 和 Iman van Lelyveld。《寻找核心：银行间市场中的网络结构》。载于：《银行与金融杂志》49 (2014)，第 27–40 页。[2] Ilias Aarab 和 Thomas Gottron。《欧元区银行间市场的网络拓扑结构》。载于：高质量且及时的统计数据。Marco Mingione、Maurizio Vichi 和 Giorgia Zaccaria 编。沙姆：施普林格·自然瑞士，2024 年，第 3–19 页。isbn：978-3-031-63630-1。[3] Ilias Aarab 等。《运用细粒度数据促进高级分析》。载于：央行迈向数据驱动：人工智能和机器学习在政策与审慎监管中的应用。2022 年 5 月。[4] I˜naki Aldasoro 和 Ivan Alves。《多重银行间网络与系统重要性：欧洲数据的应用》。载于：《金融稳定杂志》35 (2018)，第 17–37 页。[5] Franklin Allen 和 Ana Babus。《金融网络》。载于：《网络挑战：互联世界中的战略、利润与风险》。沃顿商学院出版社，2009 年，第 367 页。[6] Franklin Allen 和 Douglas Gale。《金融传染》。载于：《政治经济学杂志》108 (2000)，第 1–33 页。[7] Ivan Alves 等。《欧洲银行间市场的结构与韧性》。载于：欧洲系统性风险委员会：不定期论文系列2013/03 (2013)。[8] Olivier De Bandt、Philipp Hartmann 和 Jos´e Luis Peydr´ó。《银行业系统性风险》。牛津大学出版社，2012 年。[9] Albert-L´aszl´ó Barab´ási 和 R´eka Albert。《随机网络中标度的涌现》。载于：《科学》286.5439 (1999)，第 509–512 页。[10] Leonardo Bargigli 等。《银行间网络的多重结构》。载于：《定量金融》15.4 (2015)，第 673–691 页。[11] Federico Battiston、Vincenzo Nicosia 和 Vito Latora。《多重网络的结构度量》。载于：《物理评论*E*》89.3 (2014)，第 032804 页。[12] Stefano Battiston 等。《DebtRank：重要到不能倒？金融网络、美国联邦储备系统与系统性风险》。载于：《科学报告》2.1 (2012)，第 1–6 页。[13] Stefano Battiston 等。《危险关系：连通性、风险分担与系统性风险的增加》。载于：《经济动态与控制杂志》36.8 (2012)，第 1121–1141 页。

[14] Michael Boss 等。《银行间市场的网络拓扑结构》。载于：《定量金融》4.6 (2004)，第 677–684 页。[15] Giuseppe Brandi、Riccardo Di Clemente 和 Giulio Cimini。《银行间市场中流动性短缺的蔓延》。载于：Physica A：统计力学及其应用 507 (2018)，第 255–267 页。[16] Enzo Busseti 和 Fabrizio Lillo。《存在暂时性市场冲击时金融交易最优执行的校准》。载于：统计力学杂志：理论与实验 2012 09 2012 09010 10.1088/1742-。(9 5468/2012/09/p09010 https://doi.org/10.1088%2F1742-5468%2F2012%2F09%2Fp09010 月)，P。doi：。url：。[17] Rodrigo Cifuentes、Gianluigi Ferrucci 和 Hyun Song Shin。《流动性风险与传染》。载于：欧洲经济学会杂志 3.2-3 (2005)，第 556–566 页。[18] Rama Cont、Amal Moussa 和 Edson B Santos。《银行体系中的网络结构与系统性风险》。印后稿。HAL，2013 年。url: https://EconPapers.repec.org/RePEc:hal:journl:hal-00912018。[19] Ben Craig 和 Goetz Von Peter。《银行间分层与货币中心银行》。载于：金融中介杂志 23.3 (2014)，第 322–347 页。[20] Antonio Di Cesare 和 Anna Rogantini Picco。《系统性风险指标综述》。不定期论文 458。意大利银行，2018 年。url: https://ssrn.com/abstract=3398812。[21] Larry Eisenberg 和 Thomas H Noe。《金融体系中的系统性风险》。载于：管理科学 47.2 (2001)，第 236–249 页。[22] Matthew Elliott、Benjamin Golub 和 Matthew O Jackson。《金融网络与传染》。载于：美国经济评论 104.10 (2014)，第 3115–53 页。[23] Paul Glasserman 和 H Peyton Young。《金融网络中的传染有多可能？》。载于：银行与金融杂志 50 (2015)，第 383–399 页。[24] Anne-Caroline H¨user。《互联程度过高而不能倒：银行间网络文献综述》。SAFE 工作论文系列 91。莱布尼茨金融研究所 SAFE，2016 年。[25] Jean Marc Israel 等。《分析型信贷数据集：分析欧元区信贷的放大镜》。载于：欧洲央行不定期论文 187 (2017)。[26] Mattia Montagna 和 Christoffer Kok。《用于评估系统性风险的多层银行间模型》。工作论文系列。欧洲中央银行，2016 年。[27] Mattia Montagna、Gabriele Torri 和 Giovanni Covi。《系统性风险的起源》。载于：SSRN 3699369 (2020)。[28] Erlend Nier 等。《网络模型与金融稳定》。载于：《经济动态与控制杂志》31.6 (2007)，第 2033–2060 页。[29] Lawrence Page 等。《PageRank 引文排名：为万维网建立秩序》。技术报告 1999-66。斯坦福信息实验室，1999 年。[30] David W. Scott。《多元密度估计：理论、实践与可视化》。Wiley，1992 年。

基于主体的建模框架

本文采用的主要模型在很大程度上基于 [26] 中提出的微观结构多层方法。与原论文不同，我们不依赖节点之间的模拟边，而是使用由现实世界的细粒度数据构建的多层网络。基于主体的模型能够让初始外生违约冲击在多层网络的不同层中传播，同时考虑各层的不同特征及其内嵌风险。

每个节点 n_i 均由简化资产负债表（表2）进行表征。
接下来，我们定义模型的传播逻辑。我们假设节点可以用状态变量 $\phi \in \{0, 1, 2\}^n$ 来表征：

$$\phi_i = \begin{cases} 2, & \textit{if } n_i \textit{ in default} \\ 1, & \textit{if } n_i \textit{ in distress} \\ 0, & \textit{otherwise} \end{cases}$$

表 2：银行集团的简化资产负债表

资产	负债
c_i: 现金	d_i: 存款
e_i: 外部证券	eq_i: 权益
u_i^a: 交叉证券持有	u_i^l: 交叉证券发行
l_i^l: 长期贷款	b_i^l: 长期借款
l_i^s: 短期贷款	b_i^s: 短期借款
h_i^a: 回购协议	h_i^l: 短期融资
o_i^a: 其他资产	o_i^l: 其他负债

我们进一步假设，节点会采取一切可能的必要措施，以避免陷入困境或违约。

影响节点状态的主要渠道有两个。第一个渠道由节点的资本决定。如果在任何时点观察到以下情况，节点就会进入受困状态：

$$\gamma = \frac{\text{Eq}}{w^b \cdot (l^l + l^s + u^a) + S\,(w^s \cdot P) + C^{\text{te}}} < \bar{\gamma}$$

其中，$w^b \in \mathbb{R}^n$，$w^s \in \mathbb{R}^m$ 分别表示银行间资产和外部证券的风险权重。$S \in \mathbb{R}^{n\times m}$ 是证券持仓矩阵，其中$s_{i\mu}$ 表示节点 n_i 持有的证券 μ的数量。$P \in \mathbb{R}^m$ 是证券价格向量，其中p_μ 表示证券 $\mu \in M$ 的价格，而 Cte 表示未进行显式建模的风险加权资产常数。因此，$\gamma \in \mathbb{R}^n$ 是银行风险加权资本比率的代理指标，需要高于最低监管下限γ。 –

可能影响节点状态的第二个渠道由节点的流动性状况决定。如果我们在任意时点观察到以下情况，节点就会进入受困状态：

$$c < \beta \left(d + b^s + h^l \right)$$

其中，β 表示流动性缓冲系数。

我们进一步假设，一个传播周期与短期债务的最长期限相一致，即在冲击传播期间，节点需要决定向其当前债务人展期多少短期债务。如果某个节点决定从市场撤回其短期资金，其债务人可能难以实际偿还债务。由此产生了一个附加的流动性渠道，该渠道会影响银行在一个周期结束时的状态。其编码如下：

$$p < \bar{p}$$

其中,– $p \in \mathbb{R}^n$ 表示银行需要偿还的短期债务占其短期借款总额的比例，$p \in \mathbb{R}^n$ 表示在某个传播周期内清算短期银行间市场的清算向量。请注意，这与一个 [21]系统相对应。

如果节点 n_i 存在上述三种违规行为中的任意一种，就会进入受困状态。随后，节点 n_i会尝试调整自身状况：(i) 从短期银行间市场提取流动性；如仍有需要，则 (ii) 出售部分外部证券。如果尝试后，n_i 仍处于受困状态，就会进入违约状态。当节点 n_i 违约时，其证券投资组合将由外部监管机构冻结，直至市场再次稳定。这样做是为了避免在系统中引发更多抛售。接下来，如果其他节点对违约节点有风险敞口，就必须确认其在长期银行间市场上的损失。这将引发冲击传导机制的第二个周期，并持续进行，直至系统收敛，即在一个传播周期结束时不再出现新的违约。

A.1 长期银行间市场

长期银行间市场基于多层网络中的两个层构建，即长期信贷层和交叉证券层。在每个传播周期开始时，如果节点的债务人/被投资方在上一期破产，该节点就会确认其在长期银行间市场中的相关损失。这些损失会影响节点的资本，因此可能导致其违反资本比率约束。更具体地说，按照 [18], 当节点 n_i 违约时，其对所有债权人/投资者的负债价值都会立即被减记。这些损失随后计入债权人的一级资本基础（由 $Eq \in \mathbb{R}^n$ 向量表示），导致这些债权人/投资者的风险加权资本比率恶化。如果更新后的资本比率低于监管要求下限 $\bar{\gamma}$，债权人和投资者就会陷入困境，并尝试从短期银行间市场获取流动性，以重新平衡其资本比率。

A.2 短期银行间市场

如果某个节点的约束被违反，该节点就需要采取适当行动以避免违约。首先要做的是减少其短期银行间市场敞口。我们假设模型中的每个周期都与短期债务的最长期限相吻合，也就是说，在每个周期结束时，节点都需要决定将多少短期债务展期给债务人，以供下一期使用。

这一内生决策基于两个因素：(i) 确保节点的约束得到满足；(ii) 节点自身从其他债权人处获得的融资正在减少，因而迫使其从债务人处收回更多资金。

这一内生决策过程可通过以下映射表示：

$$f \cdot l = min\{r + \max\left\{\left(W_{\text{st}}^T f - c_{\text{buf}}\right),\, 0\right\},\, l\}$$

其中，

- $f \in [0,1]^n$ 不会展期的短期债务比例
- $l = l^s + u^a$，可用于展期的短期资产总额，
- $W^T\text{st} = W^T_{short\ term\ credit} + W^T_{short\ term\ funding}$，由短期信贷层和融资层导出的邻接矩阵之和。$\left(w^T\text{st}\right)\text{ij}$ 因此表示 n_i 从 j 获得的短期债务总额，而 $W^T\text{st}\ f$ 则表示需要偿还给节点的债务金额

- $c\text{buf} = c - \beta(d + b^s + h^l - W^T\text{st}\ f)$ 表示高于流动性要求、可立即用于偿还节点的现金水平

- $r \in \mathbb{R}^n$ 一个向量，用于表示各银行为满足其约束而希望提取的资金数额。我们可以将 r 分解为两个相加的组成部分：$-r\text{liq} = \min\left\{\max\left\{\beta\left(d + b^s + h^l - W^T\text{st}\ \cdot f\right) - c,\quad 0\right\},\quad l\right\} - r\text{cap} = min\{max\{^{\gamma}(C\text{te} + S(w^s \cdot \underline{P}) + \underbrace{\gamma w^b\ l^l + l - r\ _ - Eq(\text{liq}),\quad 0\}}_{\gamma w^b},\quad l - r\text{liq}\}$

由 r_{liq} 负责流动性要求，由 r_{cap} 负责资本要求。上述循环描述了节点仅在难以满足自身约束条件，且其他节点决定提取存放于该节点的资金时，才会从短期市场提取资金。

请注意上述映射与 [21] 引入的映射之间的相似之处。我们可以利用与 [21] 中所使用的相同数学工具来解决上述决策过程。为此，我们需要对上述内容进行改写，并注意到该映射是一次齐次的，即：

$$f = min\{\frac{r + \max\left\{\left(W_{\text{st}}^T f - c_{\text{buf}}\right),\, 0\right\}}{l},\, 1\}$$

这样，我们可以将该问题重新表述为以下映射的不动点问题：

$$\Phi(f):[0,1]^n \to [0,1]^n = \ min\{\frac{r+\max\left\{\left(W_{\text{st}}^T f - c_{\text{buf}}\right),0\right\}}{l},1\}$$

求解不动点问题，即可得到传播周期内短期银行间市场的均衡状态。

A.3 （外部）证券市场

银行决定从银行间市场提取多少资金后，其交易对手可能需要抛售部分证券投资组合，动用超出现金和短期资金的部分，以偿还债权人。证券市场依据多层网络的外部证券层构建。

为了恰当地构建证券市场模型，我们需要了解：（i）所研究范围内证券的价格；（ii）每个节点 n_i 持有的证券 μ 数量；以及（iii）价格随时间变化的方式（该方式将由模型内生决定）。因此，我们使用：

- 证券的价格向量 $P \in \mathbb{R}^m$，其中 p_μ 为证券 $\mu \in M$的初始价格。 M 表示所研究范围内所有证券的集合，其中 m为此前提到的证券总数。
- 证券持仓矩阵 $S \in \mathbb{R}^{n\times m}$，其中 $s_{i\mu}$ 表示节点 n_i 持有的证券μ 数量，且 $n_i \in N$ 和 $\mu \in M$。

- 因此， n_i的外部证券投资组合总市值可简单表示为：

$$E = SP$$

其中， e_i 是 n_i投资组合的市场价值。
- 最后，抛售矩阵 $Z \in \mathbb{R}^{n\times m}$，其中 $z_{i\mu}$ 表示节点 n_i 在任意时刻抛售证券 μ的数量。注意， $Z \in [0,\ S]$。

此外，我们假设证券的价格动态由以下过程决定：

$$P^{t+1} = P^t e^{-\alpha\cdot\delta}$$

With
- $\alpha \in [0,1]^m$ 一个表示证券市场狭窄程度的常数向量，
- $\delta = \frac{\mathbf{1_n}Z_{\mathbf{n}}S}{\mathbf{1}} \in \mathbb{R}^m$，其中 δ_μ 为网络中的节点已售出的证券 μ 相对于网络中该证券总可用量的比例

请注意，价格动态假设价格不能从一个时期上升到另一个时期，因为我们是在较短的总时间范围内对极端尾部情景进行建模。

我们可以从两个角度看待被出售的比例：（i）相对于银行间网络内初始总持有量的出售比例，或（ii）相对于截至上一期银行间可用总持有量的出售比例。（ii）是一种更为精细的方法，会在价格动态中引入记忆效应：在火售螺旋期间，某种证券被出售得越多，此后每发生一次附加出售，价格下跌就越剧烈。

图 9 展示了两种不同的视角。（ii）的指数衰减（在左图中以黄色曲线表示）体现了记忆效应。当 α_μ 较高时，我们看到证券的价格 μ在（i）中降至一个大于 0 的下限，而在（ii）中则降至 0（见图右侧的上、下两个面板）。例如，这一极端情形可以代表全球金融危机期间住宅抵押贷款支持证券等高度非流动性证券。为了恰当地模拟这类环境，后续我们将采用视角（ii）。

同样，我们依靠 [21] 来找到有助于清算系统的最优 Z：

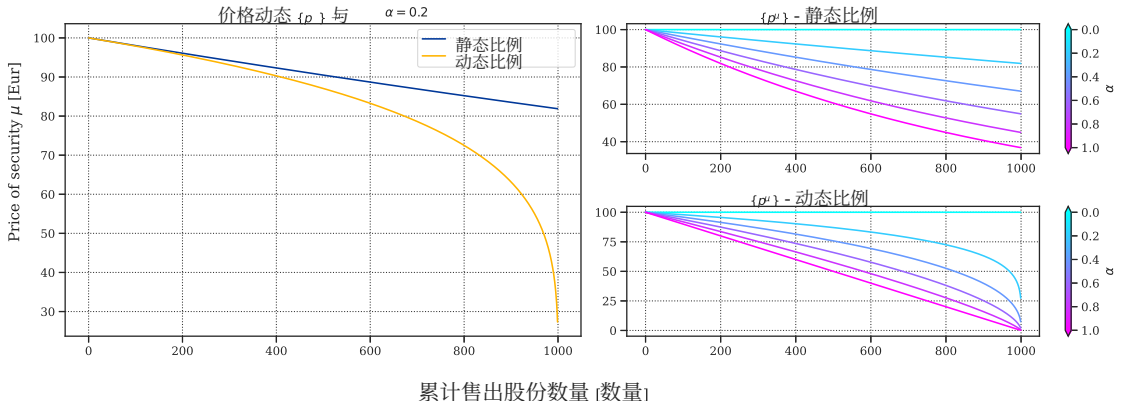


图 9： 左图：冲击参数为 $\alpha_\mu = 0.2$ 时的价格动态，分别采用静态比例计算（蓝色）和动态比例计算（黄色）。右上图：采用静态比例计算方法时，不同 α_μ 值下的价格动态。右下图：采用动态比例计算方法时，不同 α_μ 值下的价格动态。横轴表示售出的 μ 数量，纵轴表示 μ 的最终价格。左图比较了采用静态比例和动态比例计算售出证券数量时的内生价格机制 $P^{t+1} = P^t e^{-\alpha \cdot \delta}$。动态计算会因记忆效应导致证券价格更急剧地下跌。右图展示了静态计算方法（上图）和动态计算方法（下图）在不同 α 值下的价格折旧。市场非常狭窄时，动态比例可能导致价格大幅折旧。

$$p = min\{c + \Pi^T p + ZP, \bar{p}\}$$

- 其中，$W^T_{\text{st}} f \in \mathbb{R}^n$ 根据短期银行间市场中的展期决策，节点需要从其短期借款总额中偿还的短期债务比例。
- $p \in \mathbb{R}^n$ 在一个传播周期内清算短期银行间市场的清算向量
- $\Pi \in [0,1]^{n \times n}$ 相对负债矩阵，其中

$$\pi_{\text{ij}} = \begin{cases} \frac{(w^T_{\text{st}})_{\text{ij}} \cdot f_i}{\bar{p}}, & if\, \bar{p} > 0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

  节点 n_i 对 j 的负债占 n_i总义务的比例。
- $ZP \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 表示通过出售证券获得的流动性，而价格向量 P 则取决于实际出售的证券数量，这一数量由系统内生的价格动态决定。

我们进一步假设，流动性需求不足的节点 n_i 会按其持仓的市场价值比例出售投资组合中的证券，同时考虑证券的风险权重。也就是说，其他条件不变时，风险权重较高的证券比风险权重较低的证券出售数量更多。其背后的逻辑是，银行会努力高效地恢复其风险加权资本比率。由此可得投资组合的比例权重矩阵：

$$\eta = \frac{S \cdot (w^s \cdot P)}{(S \cdot [w^s \cdot P])1_n} \in \mathbb{R}^{n \times m}$$

然后，我们可以将抛售矩阵 Z 分解为三个加总项，分别对应银行必须满足的三项要求：

1. 银行必须根据展期决策，确保拥有充足的流动性，以偿还短期银行间市场中的债权人：

$$\mathrm{Liq}_{\text{need}}^{\text{interbank}} = \max\left\{\overline{p} - \left(c_{\text{buf}} + \Pi^T p\right),\ 0\right\} \in \mathbb{R}^n$$

因此，每种证券的待售数量为：

$$Z^{\text{interbank}} = min\{\frac{\left(\mathrm{Liq}_{\text{need}}^{\text{interbank}}\right)^T \cdot \eta}{P},\ S\}$$

2. 银行还必须满足流动性要求，

$$\mathrm{Liq}_{\text{need}}^{\text{liquidity}} = max\{\beta\left(d + b^s + h^l - W_{\text{st}}^T f\right) - c, 0\}$$

因此，每种证券的待售数量为：

$$Z^{\text{liquidity}} = \min\left\{\frac{\left(\mathrm{Liq}_{\text{need}}^{\text{liquidity}}\right)^T \cdot \eta}{P},\ S - Z^{\text{interbank}}\right\}$$

3. 最后，银行必须维持其资本要求，同时认识到折价抛售价格效应可能会恶化资产负债表：

$$\mathrm{Liq}_{need_rw}^{\text{capital}} = \max\left\{w^b \cdot A + B\left(w^s \cdot P\right) + C^{\text{te}} - \frac{\text{Eq}}{\overline{\gamma}},\ 0\right\}$$

- 其中，$l^l + l^s + h^a - \left(r \quad + r \quad\right)$ 流动
- $B = S - Z \qquad + Z$

性资本（银行间流动性）

消去风险调整指标后，得到以欧元计的流动性需求：

$$\mathrm{Liq}_{\text{need}}^{\text{capital}} = \left(\frac{\mathrm{Liq}_{need_rw}^{\text{capital}} \cdot \eta}{w^s}\right) 1_m \in \mathbb{R}^n$$

提高 $\mathrm{Liq}^{\text{capital}}$ need 可确保资本比率至少达到 γ。 −

随后，各证券的待售数量为：

$$Z^{\text{capital}} = \min\left\{\frac{\left(\mathrm{Liq}_{\text{need}}^{\text{capital}}\right)^T \cdot \eta}{P},\ S - (Z^{\text{interbank}} + Z^{\text{liquidity}})\right\}$$

这些中间结果得出 $Z = Z^{\text{interbank}} + Z^{\text{liquidity}} + Z^{\text{capital}} \in [0,\ S]^{n \times m}$，即系统的抛售矩阵。求解该映射的不动点问题

$$\xi\left(p\right) : [0,\ \overline{p}]^n \to [0,\ \overline{p}]^n :\ min\{c + \ \Pi^T p + ZP,\ \overline{p}\}$$

得出清算向量 p，并以此为副产品，得到抛售矩阵 Z 和更新后的价格向量 P。这一机制可以解释如下：银行间市场的流动性需求会引发证券出售，从而压低价格；价格下跌会侵蚀资本比率，进而可能增加流动性需求并导致更多出售。一旦 p足以清偿债务， Z 和 P 便会趋于稳定，系统也就达到了传播周期的均衡。

A.4 数据考量

就构建运行良好的基于主体的模型而言，数据考量至关重要，需要获取涵盖广泛金融方面的详细数据。其中许多数据可以从多层网络中推导得出：

- 框架中的主体由其资产负债表刻画。得益于第 4.4 节所述的丰富化流程，这些资产负债表可在多层网络中轻松获取。其中包含主体的风险加权资产信息，可据此计算其资本比率。

- 模型中的长期银行间市场和短期融资市场可通过网络中的邻接矩阵 $W^l, \quad l \in G$ 有效建模。这些矩阵确定了参与这些市场的主体之间的连接关系。

- 为对证券市场中的抛售进行建模，我们可以先考察外部证券层，其证券级表示与模型的持仓矩阵 $S \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 相对应。
- 价格向量 P隐含地嵌入在多层网络中，因为外部证券层包含证券价格，这是计算投资组合投资市场价值所必需的。不过，值得注意的是，网络中并不天然包含某些信息：

- 基于主体的模型需要为银行间资产和外部证券设定风险权重，但网络中并未直接提供这些数据。一种变通方法是利用评级数据，根据证券评级赋予相应的风险权重。或者，也可以为这些权重设定固定值。

- 要对证券价格折旧进行建模，必须量化不同证券的流动性或市场狭窄程度，以 $\alpha \in \mathbb{R}^m$ 表示。此类校准过程通常依赖公开的市场数据，包括价格收益率和交易量，例如[16]中所述的方法。目前，多层网络尚未包含这些信息，因此需要通过模拟来探索不同市场情景及其对银行间系统的潜在影响。