Operations Research and Fuzziology 运筹与模糊学, 2024, 14(3), 1031-1047
Published Online June 2024 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/orf
https://doi.org/10.12677/orf.2024.143337

Hans汉斯

新关联网络中大金融科技风险的跨界传染效应

谢佳函[1*]，谭中明[1]，吕思嘉[2]

[1]江苏大学财经学院，江苏 镇江
[2]苏州大学商学院，江苏 苏州

收稿日期：2024年4月18日；录用日期：2024年6月22日；发布日期：2024年6月29日

摘 要

随着新科技与金融业的深度融合，一个由金融科技公司和传统金融机构构成的新关联网络悄然形成。新关联网络中的大金融科技公司与传统金融机构间的技术与业务渗透日益紧密并对传统金融业产生风险传染与溢出。文章立足新关联网络，通过识别大金融科技风险并探寻其传染机制，选取股票收益率变量数据，利用GARCH-Copula模型测度大金融科技的风险溢出效应。结果表明：大金融科技公司的风险水平高于传统金融机构，且对传统金融业具有风险传染效应，其中对证券业的风险溢出强度最大，对银行业的风险溢出相对较弱。大金融科技对传统金融业的风险溢出强度与其在新关联网络中的关联度成正比关系，但其传染强度并不随着关联度的增加而增强。因此，要降低大金融科技风险对传统金融的风险传染溢出，必须充分运用监管科技手段，建立涵盖新关联网络各环节各渠道各层面的风险监管与防控机制，以及时发现和抑制风险的兹生、衍化和传染。

关键词

新关联网络，大金融科技风险，风险溢出效应，GARCH-Copula模型

The Cross-Border Contagion Effect of Large Fintech Risks in New Association Networks

Jiahan Xie[1*], Zhongming Tan[1], Sijia Lyu[2]

[1]School of Finance and Economics, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu
[2]School of Business, Soochow University, Suzhou Jiangsu

Received: Apr. 18th, 2024; accepted: Jun. 22nd, 2024; published: Jun. 29th, 2024

Abstract

With the deep integration of new technology and the financial industry, a new association network

*通讯作者。

文章引用: 谢佳函, 谭中明, 吕思嘉. 新关联网络中大金融科技风险的跨界传染效应[J]. 运筹与模糊学, 2024, 14(3): 1031-1047. DOI: 10.12677/orf.2024.143337

composed of financial technology companies and traditional financial institutions has quietly formed. The technology and business penetration between large financial technology companies and traditional financial institutions in the new association network is getting closer and closer, which will cause risk contagion and spillover to the traditional financial industry. Based on the new association network, this paper identifies big financial technology risks and explores its contagion mechanism, selects variable data of stock return rate, and uses GARCH-Copula model to measure the risk spillover effect of big financial technology. The results show that the risk level of large fintech companies is higher than that of traditional financial institutions, and it has a risk contagion effect on the traditional financial industry, among which the risk spillover strength to the securities industry is the largest, and the risk spillover to the banking industry is relatively weak. The risk spillover strength of big fintech to the traditional financial industry is proportional to its correlation degree in the new association network, but its contagion intensity does not increase with the increase of correlation degree. Therefore, in order to reduce the risk contagion spillover of large financial technology risks to traditional finance, it is necessary to make full use of regulatory and technological means, establish a risk supervision and control mechanism covering all links and channels of the new network, and timely detect and curb the emergence, evolution and contagion of risks.

Keywords

New Association Network, Big Fintech Risks, Risk Spillover Effect, GARCH-Copula Model

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

新的时代，第四次工业革命风起云涌，新兴科技加速应用，金融科技引领的金融业集成创新正在重塑金融格局(陈雨露，2021) [1]，一个由传统金融机构(银行、证券、保险等)和新型机构(金融科技公司、其他类金融企业等)两类复杂金融主体构成的新关联网络悄然形成。新关联网络中的大金融科技公司凭借在专有数据、科技运用、客户网络、品牌认知度等方面的优势，正加速向第三方支付、网络借贷、保险、理财等金融业务拓展，日益与传统金融机构形成业务、技术上的紧密关联性，逐渐成为这一新业态中的系统重要金融机构。与此同时，大金融科技公司在推动金融创新、降本提效的同时，由于其较强的垄断特征以及其在渗透金融活动领域过程中触发的风险事件，由此可能带来的叠加传统金融风险与技术、网络平台风险等新型风险的混合风险，进而在新关联网络中某种因素的触动下，引发大金融科技风险在网络内新旧金融机构间传导和网络外溢出，演变为系统性金融风险。因此，国际清算银行、金融稳定理事会等国际金融组织特别提醒各国加强对大金融科技风险的识别和监管(Grisanto 等，2021；Feyen 等，2023) [2] [3]。

近年来，大金融科技风险也引起了国内外学界的关注，认为金融科技的“破坏式创新”带来了更多不确定性(Arner, 2016) [4]，各类风险的敏感性增加(Pantielieieva, 2022) [5]，信用风险依然存在(Majid B, 2019) [6]，市场风险的渗透力与传染力更强(蔚赵春，徐剑刚，2017) [7]。流动性风险、信息安全风险、操作风险、声誉风险等更加突出(张寒冰等，2024；郑群峰，2024) [8] [9]，“赢家通吃”效应造成市场垄断(尹振涛等，2020) [10]，混业与跨界属性产生监管套利(刘其其等，2024) [11]，“太大而不能到”“太关联而不能倒”形成系统性风险(杨科等，2024) [12]。由于大金融科技研究刚刚起步，既有文献对新关联网络中大金融科技风险的生成机理分析和定量识别明显不足。本文基于新关联网络视角，构建大金融科

技风险传染理论模型，建立基于 CoVaR 方法的 GARCH-Copula 模型，测度金融科技风险跨界传染效应，揭示风险传染路径和规律，提出防范大金融科技风险的对策。

2. 新关联网络中大金融科技风险及其跨界传染机制

2.1. 大金融科技风险种类

2.1.1. 传统金融风险

从开展的业务角度看，大金融科技以科技手段开展存贷款、理财、保险等业务，金融科技并没有改变金融的本质，这决定了金融科技依旧具备固有的传统金融风险。

1) 流动性风险。流动性风险产生的根本原因在于资金期限的错配。大金融科技在传统金融机构的应用并没有改变传统金融业务的本质，其借贷经营过程中同样存在期限错配，如果流动性管理出现问题，有可能导致资金链断裂，加上市场对新兴金融科技的容忍度低，容易出现大规模挤兑现象，从而引发流动性风险。

2) 操作风险。大金融科技内部操作系统的数字化和客户端系统的自主化特征，使得其操作风险不仅存在于从业者，也存在于客户。与此同时，大金融科技内生的计算机病毒、算法缺陷等容易导致操作失误，从而引发操作风险[13]。此外，随着客户端自主化程度的加深，如果客户缺乏专业知识，对金融操作不熟悉，也容易在客户端的操作中出现失误，从而造成操作风险。

3) 信用风险。大金融科技虽然改善了信息披露问题，但同时也增加了市场参与者的违约概率。金融科技公司服务的多是长尾客户，其信用度较低，经济环境不佳时，这些客户的总体违约概率显著增加，产生信用风险。此外，大金融科技公司还会遭受市场风险、声誉风险、国家风险等传统风险。

2.1.2. 新型金融风险

科技的赋能使新金融业态同时具备金融和科技双重特性，从而引发金融科技特有的新型金融风险。

1) 合规风险。我国现行金融立法更多的面向传统金融行业，相较于传统金融机构，大金融科技的发展势必需要更加宽松的规范环境。如果金融科技企业在数据收集，技术的应用等方面违反法律法规，业务经营方面不符合监管要求或者满足要求的成本高昂，那么金融科技市场将面临声誉、财产等方面的损失，给企业带来合规风险。

2) 技术风险。大金融科技面临的技术风险源于两个方面。一是互联网信息技术是大金融科技的底层技术，它将数据资源以数字化形式存储在信息网络中，将金融业务智能化，因此加密技术一旦受到攻击或者破解会导致机构整个运营系统的瘫痪，并面临信息泄露的风险。二是大金融科技依托的技术可能存在漏洞、软件系统存在容错等问题，可能导致金融资金安全、网络安全等风险。

3) 系统风险。一是大金融科技产品以其便利性、智能化吸引客户，这对传统金融机构的盈利能力提出挑战，可能分流传统机构的客户、转移其部分业务，增加传统金融业的经营风险。二是大金融科技所服务的长尾客户往往缺乏专业的金融知识，舆论效应和羊群效应在他们身上尤为显著，容易引发系统风险。三是大金融科技在金融业务中的应用，增加了金融业务的智能化，从而放大资产价格的波动性，增加金融市场泡沫。

2.2. 金融科技风险传染的关联环节

金融机构关联性是金融科技风险跨界传染的关键因素，当金融科技风险发生时，风险会通过上文构建的新关联网络迅速传染至关联方。这里借鉴已有文献，具体分析金融科技风险跨界传染的关联环节，将其划分为业务关联、技术关联和市场关联，并基于关联环节研究金融科技风险传染渠道，识别金融科技风险跨界传染机制(见图 1)。

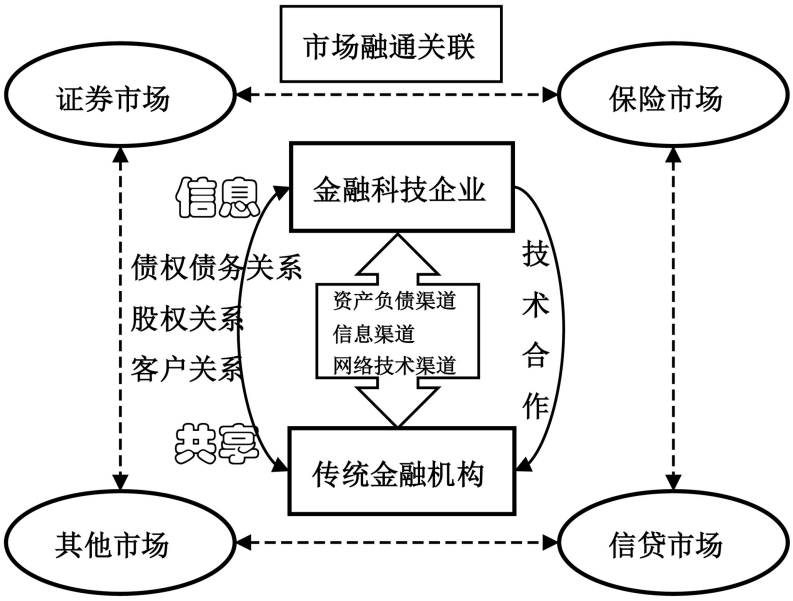

Figure 1. Cross border contagion mechanism of fintech risks
图 1. 金融科技风险跨界传染机制

2.2.1. 业务关联

金融科技企业与传统金融机构之间存在很多的业务往来，从而形成关联关系。依据业务形式，业务关联可以分为直接业务关联和间接业务关联。

直接业务关联指的是金融科技企业通过资金融通市场和产品市场与传统金融机构建立的直接关联关系，包括债权债务关系、股权关系和客户关系。一方面，金融科技企业在货币市场、同业市场、债券市场上进行投融资活动，从而与受理其业务的金融企业形成直接的债权债务关系；而且，金融科技企业还可以通过股票市场进行投融资活动，即存在金融科技企业购买其他金融企业发行的股票以及其他金融企业购买金融科技企业发行的股票的业务关联，从而与对手企业形成直接的股权关系。另一方面，金融机构之间可以互相购买对方推行的产品，如金融科技企业可用闲置资金购买银行、证券公司的理财产品实现资金保值增值，任何一家企业都需要购买保险，从而在产品市场上成为对手方企业的客户，与其建立客户关联关系。

间接业务关联是机构之间通过共同对手方而产生的业务关联，是基于客户行为的业务关联，即客户在一方企业的行为会影响其在另一方机构的业务。金融科技拓宽了客户的融资渠道、降低了融资门槛，其面向的中低收入、非标担保的长尾客户很可能在金融科技企业与银行之间进行资金循环。客户以低门槛在金融科技企业获得融资，用于归还银行贷款，提高其贷款资质，形成金融科技企业与银行的间接业务关联。

2.2.2. 技术关联

金融科技的“蝶变”促使传统金融“豹变”转型，传统金融的数字化转型本质是适应传统金融业务、运营模式和监管要求的技术改造。传统金融机构将云计算、大数据等技术引入传统金融业务中，从而与金融科技建立了技术关联，包括技术合作和底层技术共享。传统金融机构的技术能力有限，在技术应用与升级改造方面依赖与金融科技企业的合作，直接引进金融科技企业的技术成果；即使传统金融机构成立独立的技术部门，技术创新的底层技术依旧是云计算、区块链等，共享的底层技术将其与金融科技企业关联起来。

2.2.3. 市场关联

新关联网络中的金融科技公司与其他金融机构共同服务于金融市场，由形成市场关联。市场关联包括市场信息不对称导致的关联(基于市场恐慌的负面关联)和市场宏观因素导致的关联。市场恐慌的负面关联的本质是羊群效应，当市场参与者意识到金融科技风险可能来临时，由于掌握的信息不完备，不清楚一家健康的金融机构持有问题资产的头寸或者不清楚其与出现问题的金融科技公司的关联是否紧密，市场参与者会出于谨慎原则选择解锁与该家金融机构的关联，因此该家健康的金融机构与金融科技企业建立了基于市场恐慌的负面关联。比如市场上勇于接受新鲜事物的客户会因为购买金融科技产品而成为金融科技企业和传统金融机构的客户，当金融科技的技术出现问题时，市场参与者会基于恐慌抛售手中持有的其他机构的金融科技产品。市场宏观因素导致的关联是指建立在宏观经济基本面上的市场联动效应。金融的发展建立在经济发展的基础上，金融科技的发展降低了金融门槛，有利于居民和企业通过金融渠道实现资金融通以及财富的保值增值，其本质是服务于宏观经济，拉动经济发展也有利于其他金融机构的业务发展。但同时，金融科技风险也可能损害宏观经济，从而影响其他金融机构的正常运作。

2.3. 金融科技风险传染渠道

2.3.1. 资产负债渠道

资产负债渠道是金融科技公司与传统金融机构之间风险传染的直接渠道，这是由两者之间的业务联系形成的，包括价格渠道和流动性渠道。当果金融科技公司的产品风险暴露引发流动性短缺，资产价格下跌，资产负债表恶化，那么持有相关投资机构将面临投资资产贬值、债务人违约的风险，进而引起信用风险和流动性风险等[14]。同时金融科技公司为了弥补流动性短缺，选择抛售其持有的其他机构资产、收回资本的行为会使得被抛售机构的资产价格下跌、流动性短缺。从而造成金融科技企业对手方的资产负债表恶化，进一步可能将风险传染至其他金融机构，恶化整个金融市场的风险状况。

2.3.2. 信息渠道

金融科技风险传染的信息渠道体现在金融科技与传统金融机构之间基于市场恐慌的负面关联。互联网加快了信息、舆情的传播速度，这一方面缓解了信息不对称，同时也增加了噪声的产生和传播，从而加大了市场参与者的羊群行为。一旦某一负面信息出现，通过互联网的传播媒介，该信息将会迅速地在投资者中间扩散，投资者出于恐慌会对整个市场做出悲观决策。金融科技作为新兴行业，市场对其的容忍度低，金融科技的负面信息将更容易引起市场恐慌，从而使得市场参与者对所有的金融科技产品做出悲观决策，导致金融资产的价格下跌并无法准确反映其基本信息。

2.3.3. 技术渠道

金融科技与传统金融行业最大的区别在于网络技术的应用，这也导致了金融科技的特有风险——技术风险。而传统金融机构为了应对竞争压力，扩大业务范围并涉足金融科技领域。基于传统金融机构与金融科技企业之间的技术关联，一旦金融科技公司网络技术发生信息泄露、病毒感染、黑客攻击等问题，传统金融机构的相关技术也将面临相同风险，从而影响其正常运营。

2.4. 模型选择与理论基础

2.4.1. GARCH 模型与波动率捕捉

自回归条件异方差(ARCH)效应最初由 Engle (1982)提出，用于描述金融时间序列的波动率聚集现象。之后 Bollerslev (1986)引入了广义自回归条件异方差(GARCH)模型，该模型允许波动率的平方依赖于其自身的滞后值，从而为波动率的动态建模提供了更为灵活的框架。GARCH 模型的核心优势在于其能够通过滞后方差和残差平方的自回归形式捕捉波动率的时变特性，因金融科技公司往往表现出更高的波动性，

固在金融科技风险分析中至关重要。

金融科技领域这些公司通常涉及高风险投资、快速市场扩张，Hansen (1994)提出了广义矩方法(GMM)，以估算 GARCH 模型参数，并利用其进行波动率预测。GARCH 模型的波动率预测能力在多个金融市场中得到了验证，如陈梓荣等(2023)以沪深 300 指数为研究对象，比较了不同 HAR-PV(G)模型的样本外预测能力[15]。

2.4.2. Copula 函数与资产依赖结构

Copula 函数由 Sklar (1959)提出，用以描述多维分布函数之间的依赖结构。Copula 函数的引入，可以在已知资产边际分布的情况下，独立地建模和分析资产之间的相关性。在金融科技风险管理中，Copula 函数的应用可以评估在极端市场条件下，不同金融机构之间的风险传染。尾部依赖性是 Copula 分析的关键特征之一，描述了在极端事件下资产之间的相互影响。例如，尾部相关性较高的 Copula 模型，如 Gumbel Copula 或 Frank Copula，能够更好地捕捉金融市场在危机时期的极端风险传染现象[16]。

2.4.3. GARCH-Copula 模型的结合应用

结合 GARCH 模型和 Copula 函数的 GARCH-Copula 模型，为金融科技风险的跨界传染效应分析提供了一种综合框架。在实证分析中，采用了基于 GARCH-Copula 模型的条件在险价值(CoVaR)来量化金融科技风险对传统金融机构的溢出效应。CoVaR 用于衡量在给定条件下，一个金融机构的在险价值(VaR)超过其正常水平的概率，通过计算不同置信水平下的 CoVaR，可以评估金融科技公司的风险水平和对其他金融机构的潜在影响。

3. 新关联网络下金融科技风险跨界传染效应测度

3.1. 风险传染效应测度模型的选取

3.1.1. GARCH-Copula 模型

金融时间序列往往具有波动积聚效应，即具有条件异方差的性质。条件异方差模型可以将金融时间序列分解，得到可以拟合原始序列的独立同分布的残差序列。本文选取条件异方差模型考虑低阶拟合效果更好的 GARCH-Copula 模型。

首先，GARCH (p, q)模型的表达式如下：

$$y_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \xi_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha + \sum_{i=1}^{p} \gamma_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \varepsilon_{t-i}^2$$

其中，$p>0$，$q>0$，$\alpha>0$，$\gamma_i \ge 0$，$\beta_j \ge 0$，($i=1,2,\cdots,p$；$j=1,2,\cdots,q$)。

其次，Copula 函数是一种将联合分布函数和边缘分布函数连结起来的函数。N 维 Copula 函数 C 的定义如下：

1) $DomC = [0,1]^N$；

2) C 是具有基面的 N 维递增函数；

3) C 的边缘分布函数满足：$C'(u) = C(1,1,\cdots,u,\cdots,1) = u$，其中 $u \in [0,1]$；

根据 Sklar 定理，设 F 是 n 维联合分布函数，$F_1, F_2, \cdots, F_n$ 分别是它的边缘分布函数，那么存在一个 Copula 函数 C，对 $\forall x_1, x_2, \cdots, x_n \in R^n$，有

$$F(x_1, \cdots, x_n) = C(F_1(x_1), \cdots, F_n(x_n))$$

Copula 函数种类有很多，包括正态 Copula 函数、t-Copula 函数和 Gumbel Copula 函数等。显然，对于已知的一元分布函数，可以找到一个较优的 Copula 函数拟合它们的联合分布函数。

3.1.2. 基于 GARCH-Copula 模型的 CoVaR 和 CoVaR

VaR 值反应了在某一置信水平下，金融资产可能遭受的最大损失。本文在 GARCH 模型下，可以直接根据模型拟合结果求出在险价值，计算公式如下：

$$VaR_{\alpha,t}^{i} = y_t^i - \hat{\varepsilon}_i^t + Q_\alpha^i \hat{\sigma}_i^t$$

其中 y_t^i 是 i 企业的股票日对数收益率，$\hat{\varepsilon}_i^t$ 选取的 GARCH 模型估算的残差项，$\hat{\sigma}_i^t$ 是估算的条件标准差，Q_α^i 是 i 企业残差项分布的 α 分位数。

VaR 仅能考虑单一机构或行业的风险值，为了研究不同机构风险对其他机构的影响，即风险传染效应，Adrian 等人在 VaR 的基础上提出了 CoVaR 模型。CoVaR 的表达式如下：$pr\left(X_i \le \mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j} \middle| X_j = \mathrm{VaR}_\alpha^j\right) = \alpha$。其中 $\mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j}$ 表示 j 企业处于极端条件下 i 企业 α 分位的条件在险价值，包括 j 企业正常经营时 i 企业的无条件在险价值 VaR_α^i 和 j 企业对 i 企业的风险溢出 $\Delta\mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j}$。所以风险溢出可以表示为 $\Delta\mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j} = \mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j} - \mathrm{VaR}_\alpha^i$，反映 j 企业对 i 企业的风险溢出大小。由于不同企业 VaR 值的量纲不同，无法进行比较，故将风险溢出标准化：$\%\mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j} = \dfrac{\Delta\mathrm{CoVaR}_\alpha^{i|j}}{\mathrm{VaR}_\alpha^i} \times 100\%$。

3.2. 样本选取及描述性统计

Table 1. Descriptive statistics
表 1. 描述性统计

	变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	J-B 统计量
金融科技	恒宝股份	1749	−0.000459	0.0298	−0.106	0.0960	0.035	2.266	371.3641*
	数码视讯	1749	−0.000288	0.0322	−0.1523	0.1828	0.521	8.808	2537.664*
	同花顺	1749	0.000416	0.0307	−0.163	0.164	0.363	3.381	865.1218*
	兆日科技	1749	−0.00104	0.0323	−0.141	0.182	0.012	3.289	782.1544*
	中科金财	1749	−0.000787	0.0305	−0.106	0.0956	−0.005	2.49	447.8993*
银行业	光大银行	1749	−0.000151	0.0131	−0.0749	0.0949	0.473	6.753	3366.021*
	建设银行	1749	4.13e−05	0.0130	−0.0904	0.0819	−0.044	7.024	3572.085*
	兴业银行	1749	1.00e−05	0.0157	−0.0830	0.0933	0.164	3.818	1062.075*
	招商银行	1749	0.000393	0.0183	−0.0903	0.0952	0.202	2.389	424.2008*
	中信银行	1749	−0.000143	0.0139	−0.0775	0.0938	0.078	7.78	4383.585*
证券业	东北证券	1749	−0.000487	0.0213	−0.105	0.0958	−0.05	5.263	2004.925*
	海通证券	1749	−0.000265	0.0185	−0.106	0.0957	0.175	6.597	3158.764*
	华泰证券	1749	−0.000203	0.0209	−0.105	0.0957	0.18	4.92	1760.972*
	兴业证券	1749	−0.000238	0.0224	−0.120	0.0955	0.232	5.044	1856.627*
	中信证券	1749	8.25e−05	0.0202	−0.106	0.0956	0.206	5.485	2189.865*

续表

	天茂集团	1749	−0.000595	0.02145	−0.1061	0.0960	0.259	4.682	1605.427*
	新华保险	1749	−0.0002624	0.02215	−0.1055	0.0954	0.122	3.033	669.4671*
保险业	中国平安	1749	0.0001678	0.01705	−0.0717	0.0855	0.312	2.120	353.0761*
	中国人寿	1749	0.0001442	0.02168	−0.1236	0.0955	0.425	3.835	1116.154*
	中国太保	1749	−0.0000207	0.02044	−0.0917	0.0954	0.113	1.966	282.9533*

注：*表示统计量在 10%的水平下显著。

本文选取新关联网络研究样本中的企业的股票日收益率作为研究样本，在金融科技业、银行业、证券业和保险业各选取 5 家样本，每个样本数据为 1749 条，数据来源于同花顺数据库，置信水平设为 99%。

数据的描述性统计如表 1 所示。通过比较标准差可以发现，金融科技的标准差普遍大于其他行业，银行业的标准差普遍较小，初步认为金融科技企业股票收益率的波动较大，潜在风险大，而银行业的风险较小。偏度用于描述数据的分布情况，研究样本的偏度均不为 0，且大多数样本的偏度大于 0，说明数据呈偏态分布，且是偏右分布。峰度反映数据分布峰部的尖度，根据描述性统计结果，样本数据的峰度基本都大于 3，认为样本数据具有尖峰厚尾的分布特征。同时 J-B 统计量也显示样本数据在 1%显著性水平下拒绝正态分布假设。

3.3. ARCH 效应检验与单位根 ADF 检验

金融序列往往具有波动集聚现象，从而导致异方差结果，该现象被成为 ARCH 效应，本文针对该现象采用 GARCH 模型进行建模。图 2 是某观察样本的收益率波动情况，可以直观感受到收益列序列的波动集聚现象，小波动后往往跟随着小波动，大波动后往往跟着另一个大波动。

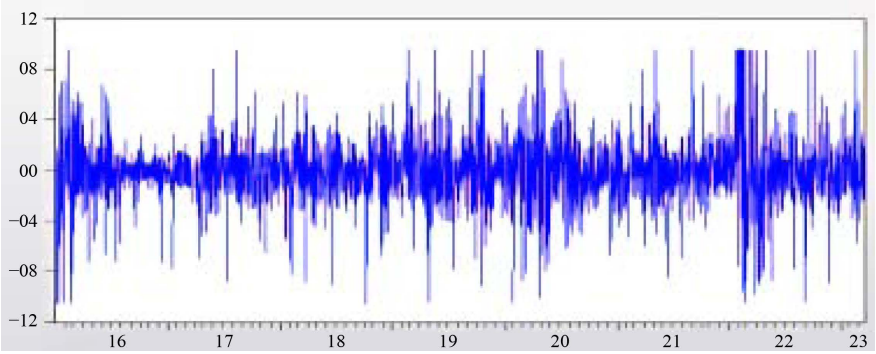

Figure 2. Volatility of yield
图 2. 收益率波动情况

Table 2. ARCH and ADF test results
表 2. ARCH 和 ADF 检验结果

变量	ARCH-p 值	ADF 统计量
恒宝股份	0.0000	−41.79274*
数码视讯	0.0000	−41.9967*
同花顺	0.0000	−42.84861*
兆日科技	0.0000	−43.78474*
中科金财	0.0000	−39.65349*

续表

光大银行	0.0000	−42.29745*
建设银行	0.0000	−40.70311*
兴业银行	0.0000	−42.06487*
招商银行	0.0000	−41.70427*
中信银行	0.0000	−42.20354*
东北证券	0.0000	−45.24619*
海通证券	0.0000	−42.84390*
华泰证券	0.0000	−41.90217*
兴业证券	0.0000	−40.33435*
中信证券	0.0000	−43.24653*
天茂集团	0.0000	−44.06263*
新华保险	0.0000	−42.79772*
中国平安	0.0000	−42.57288*
中国人寿	0.0000	−41.89434*
中国太保	0.0000	−42.78308*

注：*表示统计量在 10%的水平下显著。

在 ARIMA 模型的基础上对样本数据进行 ARCH 效应检验，同时为了验证样本序列是否平稳，进行单位根 ADF 检验(表 2)。经过 ARCH 检验和单位根检验，所有样本数据均显著拒绝原假设，因此可以利用 GARCH 模型拟合样本序列的边缘分布。

3.4. 实证分析

Table 3. GARCH-partial t fitting results
表 3. GARCH-偏 t 拟合结果

	变量	自由度	倾斜度	ARCH-p 值	K-S-p 值
金融科技	恒宝股份	3.7669*	1.0371*	0.9158	0.552
	数码视讯	3.9440*	1.0277*	0.4167	0.990
	同花顺	3.0740*	1.1165*	0.3564	0.351
	兆日科技	4.4949*	0.9700*	0.3694	0.950
	中科金财	3.7346*	1.0366*	0.4918	0.566
银行业	光大银行	3.5232*	1.1157*	0.3926	0.749
	建设银行	3.6952*	1.0423*	0.9854	0.935
	兴业银行	3.8609*	1.0726*	0.4527	0.961
	招商银行	4.5255*	1.0748*	0.1627	0.835
	中信银行	3.2811*	1.1079*	0.9848	0.472
证券业	东北证券	3.1004*	1.0547*	0.4017	0.250
	海通证券	3.0407*	1.0687*	0.5462	0.409
	华泰证券	3.2770*	1.0645*	0.7225	0.437
	兴业证券	3.0742*	1.1141*	0.3404	0.309
	中信证券	3.2279*	1.0702*	0.2158	0.892

续表

保险业	天茂集团	3.1519*	1.1032*	0.1299	0.411
	新华保险	3.8985*	1.1080*	0.1169	0.607
	中国平安	5.0329*	1.1022*	0.4842	0.392
	中国人寿	4.1251*	1.1221*	0.22	0.847
	中国太保	4.9657*	1.0417*	0.7222	0.783

注：*表示统计量在 10%的水平下显著。

由于样本序列尖峰厚尾的偏态分布特征，因此本文采用的 GARCH 模型中假设残差项服从偏 t 分布，对该金融序列的边缘分布进行拟合。表 3 给出了边缘分布的拟合结果。标准化残差项得到均值为 0，方差为 1 的标准化序列，并进行 ARCH 效应检验，结果显示标准化序列不具有 ARCH 效应。对标准化序列的偏 t 分布的概率积分变换序列 T_t^i 做 K-S 检验，结果显示积分变换序列服从 U (0, 1)分布。所以 GARCH-偏 t 模型得到的分布较好的拟合了各收益率序列的边缘分布，可将序列 T_t^i 作为观测值进行 Copula 函数估计。

根据上述 GARCH-偏 t 模型的拟合结果计算出各机构的 1%分位在险价值 VaR (表 4)。由表 4 可知，金融科技行业面临的风险更多样，流动性风险、信用风险、技术风险显著，也更容易触发，说明其处于较高风险水平，各企业的 1%分位损失均大于 0.07 个百分点，行业平均 VaR 水平是−0.0789，高于传统金融行业。在传统金融行业中，银行业的风险水平最低，行业平均 VaR 水平是−0.03641，其抵御风险的能力最强；证券业和保险业的风险水平相当，居于金融科技和银行业之间。

Table 4. Calculation results of VaR
表 4. VaR 的计算结果

	变量	偏 t 分位数	VaR 平均值	行业平均 VaR 水平
金融科技	恒宝股份	−2.57833	−0.07692	−0.0789
	数码视讯	−2.594436	−0.07786	
	同花顺	−2.36883	−0.07682	
	兆日科技	−2.68755	−0.0843	
	中科金财	−2.5796	−0.07859	
银行业	光大银行	−2.41167	−0.03118	−0.0364
	建设银行	−2.56792	−0.03273	
	兴业银行	−2.50416	−0.03848	
	招商银行	−2.48504	−0.04593	
	中信银行	−2.41336	−0.03375	
证券业	东北证券	−2.51117	−0.05486	−0.0521
	海通证券	−2.47037	−0.04644	
	华泰证券	−2.5077	−0.05438	
	兴业证券	−2.3741	−0.05459	
	中信证券	−2.49098	−0.05023	

续表

	天茂集团	−2.40953	−0.05308	
	新华保险	−2.43313	−0.05423	
保险业	中国平安	−2.42081	−0.04061	−0.0501
	中国人寿	−2.40424	−0.05120	
	中国太保	−2.53134	−0.05133	

为了选择合适的 Copula 函数拟合收益率序列之间的联合分布，本文利用 7 种 Copula 模型拟合前文得到的积分变换序列 T_t^i，并根据对数似然值最大、AIC 和 BIC 值最小的原则选择较优的 Copula 函数。

确定并估计 Copula 函数参数后，进一步计算得到金融机构的条件分位数和金融科技公司对各机构的风险溢出效应，对行业取平均得到金融科技风险的跨界溢出效应。

表 5、表 6 分别给出了在 99%置信水平下，金融科技风险跨界溢出效应指标 ΔCoVaR 和%CoVaR 的值。

Table 5. Financial technology risk spillovers
表 5. 金融科技风险溢出

ΔCoVaR	银行	证券	保险
恒宝股份	−0.06358	−0.11976	−0.04156
数码视讯	−0.07073	−0.11659	−0.04727
同花顺	−0.06302	−0.11814	−0.04194
兆日科技	−0.05948	−0.11961	−0.03988
中科金财	−0.06659	−0.11902	−0.04409
平均	−0.06468	−0.11862	−0.04295

Table 6. Fintech risk spillover %CoVaR
表 6. 金融科技风险溢出%CoVaR

%CoVaR	银行	证券	保险
恒宝股份	0.769054	1.300127	0.820851
数码视讯	0.955196	1.238348	0.936312
同花顺	0.748082	1.270123	0.827518
兆日科技	0.655009	1.297589	0.787112
中科金财	0.843517	1.286505	0.871898
平均	0.794171	1.278538	0.848738

表 5 结果显示 ΔCoVaR 均为负值，表明当大金融科技公司陷入极端条件时，对银行、证券和保险行业均会造成价值损失，即大金融科技公司对这三个行业均存在风险传染效应。而表 6 显示，大金融科技风险对银行业、证券业、保险业的风险溢出比例分别为 79.42%、127.85%、84.87%，其中对证券业的溢出程度最大，说明大金融科技行业与证券业的关联最密切，与银行业的关联性相对较弱，风险溢出强度亦较低。

3.5. 稳健性检验

为确保 GARCH-Copula 模型在分析金融科技风险传染效应时结果的稳健性，进行了稳健性检验。包

括更换 Copula 函数类型、调整样本期间、改变置信水平以及进行蒙特卡洛模拟。以下是具体的检验过程及结果：

3.5.1. 更换 Copula 函数类型

为了检验结果的稳健性，尝试了不同类型的 Copula 函数，包括 Gaussian Copula、t-Copula 和 Gumbel Copula。见表 7：

Table 7. Correlation analysis of fintech companies with banking, securities, and insurance industries under different types of Copula functions
表 7. 不同 Copula 函数类型下金融科技公司与银行、证券、保险行业的相关性分析

Copula 函数类型	金融科技公司	银行	证券	保险
Gaussian Copula	恒宝股份	−0.0618	−0.1169	−0.0408
	数码视讯	−0.0623	−0.1176	−0.0415
	同花顺	−0.0620	−0.1173	−0.0410
	兆日科技	−0.0622	−0.1175	−0.0413
	中科金财	−0.0621	−0.1174	−0.0412
	平均	−0.0621	−0.1174	−0.0412
t-Copula	恒宝股份	−0.0646	−0.1185	−0.0429
	数码视讯	−0.0651	−0.1191	−0.0434
	同花顺	−0.0648	−0.1188	−0.0431
	兆日科技	−0.0650	−0.1190	−0.0432
	中科金财	−0.0649	−0.1189	−0.0431
	平均	−0.0649	−0.1189	−0.0431
Gumbel Copula	恒宝股份	−0.0651	−0.1190	−0.0426
	数码视讯	−0.0654	−0.1193	−0.0429
	同花顺	−0.0652	−0.1191	−0.0427
	兆日科技	−0.0653	−0.1192	−0.0428
	中科金财	−0.0653	−0.1192	−0.0427
	平均	−0.0653	−0.1192	−0.0427

通过比较可以看到虽然具体数值有所差异，但大金融科技风险对传统金融行业的传染效应和溢出强度的基本结论保持一致。进一步证明了 GARCH-Copula 模型在分析金融科技风险传染效应时的稳健性，并不受特定 Copula 函数类型选择的影响。

3.5.2. 调整样本期间

为了检验样本期间对结果的影响，尝试调整了样本数据的起止时间，重新进行了实证分析。选择了过去一年、过去两年和过去三年段的样本数据，比较了不同样本期间下的结果。以下是不同样本期间下的结果对比：见表 8：

Table 8. Correlation analysis between fintech companies and the banking, securities, and insurance industries during different sample periods
表 8. 不同样本期间金融科技公司与银行业、证券业、保险业相关性分析表

样本期间	金融科技公司	银行	证券	保险
过去一年	恒宝股份	−0.0638	−0.1179	−0.0423
	数码视讯	−0.0642	−0.1183	−0.0426
	同花顺	−0.0640	−0.1181	−0.0424
	兆日科技	−0.0641	−0.1182	−0.0425
	中科金财	−0.0641	−0.1182	−0.0425
	平均	−0.0641	−0.1182	−0.0425
过去两年	恒宝股份	−0.0645	−0.1186	−0.0428
	数码视讯	−0.0649	−0.1189	−0.0431
	同花顺	−0.0647	−0.1187	−0.0429
	兆日科技	−0.0648	−0.1188	−0.0430
	中科金财	−0.0648	−0.1188	−0.0430
	平均	−0.0648	−0.1188	−0.0430
过去三年	恒宝股份	−0.0650	−0.1190	−0.0427
	数码视讯	−0.0652	−0.1192	−0.0429
	同花顺	–	–	–
	兆日科技	–	–	–
	中科金财	–	–	–
	平均	−0.0651	−0.1191	−0.0428

通过比较不同样本期间下的结果，发现大金融科技风险的传染效应和溢出强度在时间上呈现出一定的稳定性。尽管具体数值有所变化，但基本结论保持一致，证明了模型结果不受样本期间选择的显著影响。

3.5.3. 改变置信水平

Table 9. VaR and CoVaR analysis of fintech companies with different confidence levels in the banking, securities, and insurance industries
表 9. 不同置信水平下金融科技公司与银行业、证券业、保险业的 VaR 和 CoVaR 分析表

置信水平	金融科技公司	银行	证券	保险
99%	恒宝股份	−0.06358	−0.11976	−0.04156
	数码视讯	−0.07073	−0.11659	−0.04727
	同花顺	−0.06302	−0.11814	−0.04194
	兆日科技	−0.05948	−0.11961	−0.03988
	中科金财	−0.06659	−0.11902	−0.04409
	平均	−0.06468	−0.11862	−0.04295

续表

95%	恒宝股份	−0.06305	−0.11854	−0.04123
	数码视讯	−0.06982	−0.11587	−0.04652
	同花顺	−0.06224	−0.11729	−0.04145
	兆日科技	−0.05887	−0.11873	−0.03924
	中科金财	−0.06578	−0.11815	−0.04336
	平均	−0.06395	−0.11772	−0.04036
90%	恒宝股份	−0.06214	−0.11701	−0.04056
	数码视讯	−0.06825	−0.11438	−0.04519
	同花顺	−0.06116	−0.11615	−0.04067
	兆日科技	−0.05778	−0.11735	−0.03832
	中科金财	−0.06421	−0.11678	−0.04201
	平均	−0.06271	−0.11633	−0.03935

在实证分析中，设定了 99%的置信水平来计算 VaR 和 CoVaR。为了检验置信水平对结果的影响，尝试改变了置信水平：95%和 90%，重新计算了相关指标，见表 9。

从表格中可以看到，尽管随着置信水平的降低(从 99%降至 95%再到 90%)，具体的数值有所变化，但大金融科技风险对传统金融行业的传染效应和溢出强度的基本结论保持一致。进一步证明 GARCH-Copula 模型在分析金融科技风险传染效应时的稳健性，并不受特定置信水平选择的影响。

3.5.4. 蒙特卡洛模拟

为了进一步验证模型的稳健性，我们进行了蒙特卡洛模拟。通过模拟生成大量的金融时间序列数据，并应用 GARCH-Copula 模型进行分析，比较了模拟数据与实证数据的分析结果，见表 10。

Table 10. Monte Carlo simulation and empirical data on risk measurement in fintech companies, banking, securities, and insurance industries

表 10. 蒙特卡洛模拟与实证数据在金融科技公司与银行业、证券业、保险业风险度量比较分析表

模拟数据/实证数据	金融科技公司	银行	证券	保险
VaR 平均值	−0.0789 (实证)	−0.03641 (实证)	−0.0521 (实证)	−0.0501 (实证)
	−0.0795 (模拟)	−0.03625 (模拟)	−0.0525 (模拟)	−0.0503 (模拟)
CoVaR	−	−0.06468 (实证)	−0.11862 (实证)	−0.04295 (实证)
	−	−0.06512 (模拟)	−0.11885 (模拟)	−0.04307 (模拟)
%CoVaR	−	0.794171 (实证)	1.278538 (实证)	0.848738 (实证)
	−	0.795321 (模拟)	1.279145 (模拟)	0.849125 (模拟)

通过蒙特卡洛模拟，可以看到模拟数据与实证数据在 VaR、CoVaR 和% CoVaR 等指标上的数值非常接近，进一步证明了 GARCH-Copula 模型在分析金融科技风险传染效应时的稳健性。尽管模拟数据与实证数据之间可能存在细微的差异，但这些差异在可接受的范围内，不影响对基本结论的判断。因此可以认为 GARCH-Copula 模型在分析金融科技风险传染效应时是稳健的，并且不受特定模拟方法或数据选择的影响。

综上，这些检验结果表明，模型结果不受特定假设或参数选择的影响，具有较高的可靠性和稳定性，

可以确信 GARCH-Copula 模型是分析金融科技风险传染效应的有力工具，有助于金融机构更好地理解和应对金融科技带来的风险挑战。

3.6. GARCH-Copula 模型的优势与适用性分析

在处理金融科技风险传染效应的问题上，GARCH-Copula 模型相较于其他统计模型展现出了独特的优势。

3.6.1. 模型复杂性与灵活性

GARCH-Copula 模型结合了 GARCH 模型和 Copula 函数的优点，在处理复杂金融市场数据时显得尤为灵活。GARCH 模型能够有效捕捉金融时间序列数据波动率的时变性。而 Copula 函数则能够在不限制边际分布形式的前提下，描述不同资产间的联合分布，使得 GARCH-Copula 模型能够处理多变量、非线性、非正态的金融数据，从而更准确地评估金融科技风险的传染效应。

相比之下，简单回归模型在处理多变量、非线性关系时则显得力不从心，通常假设变量之间的关系是线性的，但在复杂的金融市场中往往不成立。多元 GARCH 模型虽然能够考虑多个资产之间的波动率相关性，但通常假设资产间的相关性是恒定的，在现实中很难满足。极值理论模型虽然能够捕捉尾部风险，但通常只关注单一资产的极端事件，而忽视了资产间的依赖关系。

3.6.2. 金融市场动态特性的精确捕捉

金融市场的动态特性包括波动率的聚集效应、杠杆效应等。GARCH 模型通过引入自回归项和移动平均项，能够有效地捕捉这些动态特性。Copula 函数的选择(如 Gaussian Copula、t-Copula、Gumbel Copula 等)可以进一步根据数据的特性进行调整，以更精确地描述资产间的依赖结构。因此，GARCH-Copula 模型能够更准确地评估金融科技风险在不同市场、不同资产之间的传染效应。这是其他模型在处理金融市场动态特性时不具备的。

3.6.3. 尾部风险的精确评估

尾部风险是极端市场条件下可能发生的巨大损失。GARCH-Copula 模型通过选择合适的 Copula 函数，能够有效地评估尾部风险。这些函数具有厚尾特性，能够捕捉到极端事件下资产间的依赖关系。通过计算条件在险价值(CoVaR)和%CoVaR 等指标，GARCH-Copula 模型能够量化评估金融科技风险对传统金融机构的溢出效应，为风险管理提供更为准确的指导。

简单回归模型和多元 GARCH 模型通常假设误差项服从正态分布，在尾部风险的评估中不够准确。极值理论模型虽然能够捕捉尾部风险，但忽视了资产间的依赖关系。

3.6.4. 经济理论基础与实证应用的结合

GARCH-Copula 模型结合了时间序列分析、概率论和统计学的优势，为理解金融市场的动态特性和风险传染提供了理论支持。通过实证分析和模拟研究，GARCH-Copula 模型能够验证理论假设，为风险管理提供实践指导，使得 GARCH-Copula 模型在处理金融科技风险传染效应时具有更高的可信度和实用性。简单回归模型虽然易于理解和应用，但其理论基础相对简单，无法全面捕捉金融市场的复杂特性。多元 GARCH 模型和极值理论模型虽然具有较为复杂的理论基础，但在实际应用中会面临数据获取和处理等方面的困难。

4. 结论与对策建议

4.1. 主要结论

新关联网络中的大金融科技公司与金融市场的关联较为密切，不同大金融科技公司的关联度差异较

大，但其关联程度比传统金融机构与金融市场的关联度相对较低。从风险跨界传染机制来看，大金融科技叠加了传金融风险和新型金融风险，叠加风险基于大金融科技与传统金融行业之间的业务关联、技术关联和市场关联等关联关系，通过资产负债、信息和网络技术等渠道传染至传统金融行业。从大金融科技风险的跨界传染效应来看，大金融科技公司对银行、证券和保险这三个行业均具有风险传染效应，并且其对证券业的风险溢出强度最大，对银行业的风险溢出强度较弱。

4.2. 对策建议

大金融科技增强了金融业的混业经营程度，因而应面向新关联网络，建立有效监管和防范大金融科技风险传染溢出的模式与机制。首先，完善中国版监管沙盒模式，实现金融科技创新与风险监管之间的平衡。将金融科技创新全链条纳入沙盒测试，一方面要通过对创新产品的全程评估，识别和支持有效金融科技创新，提高金融效率，促进金融对实体经济的支持；另一方面，要通过对金融科技创新主体行为、资金多层嵌套的跟踪监测，将金融科技创新的资金来源、业务环节与最终投向穿透连接起来，运用大数据、机器学习、智能算法、网络分析等科技手段赋能穿透式监管，增强监管的灵敏性、时效性、精准性和前瞻性。其次，建立跨新关联网络的审慎监管机制，确保对关联风险监管的全覆盖。一是严格落实持牌经营，防止科技公司或平台以各种方式或途径“无证驾驶”开展金融业务；二是对合格金融科技公司，应与传统金融机构一样设立资本充足性、杠杆率等监管要求，防止其滥用杠杆、放大杠杆、过度授信而导致风险外溢至传统金融机构；三是建立金融科技公司风险隔离机制，在关联网络中的金融科技产品之间、新旧机构之间、业务渠道之间筑起“防火墙”，以有效阻断风险的交叉溢出；四是加强对大金融科技风险的识别和认定，以明确金融科技监管的重点对象；五是建立跨部门的关联风险协同联动防控机制。金融监管部门只有与数据保护、市场竞争、消费者保护、网信等部门建立长效的协同联动机制，方能有效防范金融科技风险跨机构、跨部门叠加、传染和溢出。

基金项目

国家社科基金项目“新关联网络下金融科技风险叠加衍化、传染溢出及监管政策研究”(22BJY111)；江苏省大学生创新训练计划项目“平台资本垄断视角下大金融科技风险识别与防范研究(2023102991172X)。

参考文献

[1] 陈雨露. 推动中国金融业对外开放行稳致远[J]. 中国金融, 2021(24): 9-10.

[2] 侯传璐, 徐泽, 张伟, 编译. 金融领域中的大型科技公司: 监管方法和政策选择[J]. 金融会计, 2022(9): 42-47.

[3] Financial Stability Board (2020) BigTech Firms in Finance in Emerging Market and Developing Economies: Market Developments and Potential Financial Stability Implications.

[4] Arner, D., Buckley, R., Charamba, K., *et al.* (2022) Governing Fintech 4.0: Bigtech, Platform Finance, and Sustainable Development. *Fordham Journal of Corporate and Financial Law*, **27**.

[5] Pantielieieva, N., Rogova, N., Zaporozhets, S., *et al.* (2022) Current Stage of Formation of the Financial Intermediation Ecosystem in the Context of Digitalization. *Hrvatsko Društvo Ekonomista*, **73**, 215-239. https://doi.org/10.32910/ep.73.2.3

[6] Majid, B. (2019) FinTech in Financial Inclusion: Machine Learning Applications in Assessing Credit Risk. IMF Working Papers, Vol. 2019, 34. https://doi.org/10.5089/9781498314428.001

[7] 蔚赵春, 徐剑刚. 监管科技 RegTech 的理论框架及发展应对[J]. 上海金融, 2017(10): 63-69.

[8] 张寒冰, 李智鑫, 荆一楠, 等. 数字化转型背景下金融风险监测与预警体系研究[J/OL]. 中国工程科学: 1-11. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4421.G3.20240619.1652.010.html, 2024-06-28.

[9] 郑群峰. 金融科技对商业银行风险承担的影响[J]. 金融科技时代, 2024, 32(6): 13-20.

[10] 尹振涛, 冯心歌. 大科技金融: 概念、发展与挑战[J]. 金融评论, 2020(3): 65-75+125.

[11] 刘其其, 韩慧宇. 数字经济背景下金融科技公司监管与风险防范研究[J]. 北方金融, 2024(3): 79-82.

[12] 杨科, 王健辰, 田凤平. 银行网络结构与系统性金融风险传染[J/OL]. 系统工程理论与实践: 1-28. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20240402.1356.006.html, 2024-06-28.

[13] 陈斌彬. 技法相融: 应用监管科技防控金融风险的法治进路[J]. 华侨大学学报(哲学社会科学版), 2023(4): 111-123.

[14] 侯哲. 风险视角下商业银行资产负债表的管理——基于美国三家倒闭银行的剖析[J]. 福建金融, 2024(2): 27-35.

[15] 陈梓荣, 周瑶. 偏方差波动率预测模型[J]. 上海管理科学, 2023, 45(6): 62-69+75.

[16] 王一鸣, 周泳光. 中国与国际股市波动的时变相关性检验——基于小波分析和 GARCH-Copula 技术[J]. 大连理工大学学报(社会科学版), 2023, 44(5): 46-56. https://doi.org/10.19525/j.issn1008-407x.2023.05.006