

# 行业间风险传染效应研究

## ——基于修正的 KMV 模型及网络模型

姜翠峰, 卢晓彤

(青岛大学 经济学院, 山东 青岛 266061)

**摘要:** 为厘清行业间的风险传染效应, 以 2007—2023 年股票市场行业数据作为研究对象, 利用修正后的 KMV 模型以及 TENET 模型, 对 24 个行业的风险指标以及风险溢出效应进行测算, 并构建行业间的风险传染网络。研究结果表明, 除房地产行业以及金融行业以外, 部分非系统重要性行业发生金融风险的可能性也较大, 不可忽视。同时, 伴随着经济的快速发展, 各行业间的连通性不断增强且具有明显的时序特征。进一步构建风险关联网络后发现, 行业间风险溢出效应强且存在明显的跨部门传染效应。这一研究结果对于行业间风险传染的及时管控具有重要参考意义; 对于监管部门分行业监管金融风险以及各行业发展具有启示作用; 对系统性风险的前瞻性调控以及促进经济高质量发展提供了经验证据。

**关键词:** 行业风险溢出; 系统性风险; TENET; 风险传染网络; 实体经济

中图分类号: F830

文献标识码: A

文章编号: 1008-7699(2025)06-0095-13

### 一、引言

近年来, 世界经济不确定性以及逆全球化趋势加剧, 导致国际经济循环畅通受阻。在地缘政治紧张、局势延宕、国际保护主义盛行的背景下, 全球经济发展面临诸如“卡脖子”技术制约、贸易碎片化以及新型数字贸易壁垒等多项难题, 导致全球经济复苏乏力。目前, 我国经济正处于转变发展方式、优化产业结构、转换增长动力的攻关期, 周期性矛盾和结构性矛盾相互交织、结构转型阵痛持续释放且部分领域风险隐患仍然较大。这使得其他国家的重大风险可能会通过实体经济往来和金融关联网络, 引发国内金融市场动荡以及实体经济受损, 甚至在交互作用和传染机制的影响下导致国内系统性风险传染<sup>[1]</sup>。2023 年中央金融工作会议强调, 必须“坚持把金融服务实体经济作为根本宗旨, 坚持把防控风险作为金融工作的永恒主题”。防范化解金融风险特别是防止发生系统性金融风险, 是金融工作的根本任务。随着金融国际合作的不断深化以及金融业开放水平的不断提高, 探究实体行业风险与金融部门风险间的交互传染效应, 丰富防范化解系统性金融风险的工具, 对推进我国金融工作“稳中求进”、防范金融风险跨行业传播以及应对国际金融市场动荡具有重要意义。

系统性风险作为全局性的风险, 其传染性强、传播范围广, 一旦形成, 对金融体系以及实体经济都会造成较强的负向冲击。在各行业之间联系不断加深的背景下, 金融机构以及实体经济之间形成了复杂的信贷关联网络, 也形成了风险传递的渠道, 进一步扩大了负向冲击对于整个金融体系的影响, 使得发生系统性风险的可能性随之上升。自国际金融危机爆发以来, “太关联而不能倒”理念逐渐成为各国宏观审慎监管的核心原则,<sup>[2]</sup>并推动了关于金融行业以及金融机构之间风险传染效应的系统性研究。然而, 在经济全球化背景下, 金融系统在经济发展过程中与实体经济之间产生了高度关联性, 关于系统性风险的研

收稿日期: 2025-01-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(72271135)

作者简介: 姜翠峰(1973—), 女, 山东即墨人, 青岛大学经济学院副教授, 博士。

究不应再局限于金融体系内部。基于金融系统与实体经济之间反馈效应视角研究系统性风险,对防范与化解系统性风险具有重要的理论与实践意义<sup>[3,4]</sup>。鉴于实体经济的重要性以及系统性风险的全局性特征,<sup>[5]</sup>为探究行业间系统性风险的形成机理,有必要对各行业潜在的金融风险水平进行有效测度,明确重点监管领域。同时,为厘清各行业在风险传染链条中所担任的角色,有必要构造行业间风险关联网络,识别行业间风险关联特点。通过探究行业间风险溢出传导路径以及测度实体经济发生金融风险的可能性,不仅对实时把控金融风险具有积极作用,也有助于把握市场间风险溢出水平的动态演变特征。另外,基于时域视角对重大风险冲击事件下行业间的关联程度进行评估,也有助于明确重点监管行业以及探究行业间关联性的时变特征。

## 二、文献综述

系统性风险是指多个市场参与者遭受不确定性冲击时,引发整个金融体系经济价值持续损失,并扩散蔓延导致实体经济也遭受巨大损失的风险<sup>[6]</sup>。部分学者在对系统性风险进行深入研究后提出,金融系统与实体经济具有明显的双向作用,当经济衰退时,系统性风险会成为金融压力的主要来源,对实体经济产生持续的负面影响,<sup>[7]</sup>而在实体经济的下行冲击下,资产净值急剧下降,信贷收紧、外部融资渠道震荡,金融市场发生剧烈波动,引发风险在实体经济与金融市场中的恶性循环<sup>[8,9]</sup>。因此,学术界从多个方面开展研究,剖析系统性金融风险对宏观经济的影响,以期厘清金融风险传导与宏观反馈冲击的作用机制。

如何有效测度金融风险是行业系统性风险研究的关键,为精准度量并解释预测金融市场中的风险传染,现有研究已经提出多种风险测度指标,量化方法主要分为两种:一种是关注机构资产收益的尾部行为特征的简约化方法,是基于在险价值(VaR)以及期望损失(ES)提出的一系列测度系统性风险的指标,<sup>[10]</sup>包括边际期望损失(MES)、<sup>[11]</sup>条件在险价值(Co-VaR)、<sup>[12]</sup>下尾相依(LTD)<sup>[13]</sup>方法、长期边际期望损失(LRMES)、<sup>[14]</sup>在险价值弹性(VaR-elasticity)<sup>[15]</sup>以及 AR-GARCH-DCC<sup>[16]</sup>等;另一种方法则关注系统内部各组成单元的违约概率,以Copula函数为基础,对整个系统的违约概率进行测度,评估系统性风险的严重程度,其中以KMV模型最为典型。KMV模型最初由美国的KMV公司构建,旨在预测企业贷款的违约概率,后经多位学者改进与拓展,将其扩展至评估企业信用风险层面,<sup>[17,18]</sup>为了使KMV模型更适应金融市场实际情况,部分学者引入差分进化算法、<sup>[19]</sup>重新确定违约点、<sup>[20]</sup>引入GARCH模型<sup>[21,22]</sup>等对模型进行修正,提高了KMV模型的准确性及风险辨识能力。虽然KMV模型在测度系统性风险方面具有前瞻性、动态性和时效性等特点,但是目前关于KMV模型的应用大多局限于单一行业或某一企业,缺乏基于宏观经济视角的应用研究。

为深入分析各金融市场中的复杂关系,多数学者结合网络模型进行探究。Poledna等<sup>[23]</sup>认为,风险传染的主要形式来源于金融机构间的“互联互通”关系。因此,国内外学者围绕银行、股票及房地产等这些金融市场的关键组成部分,对系统性风险的传染机制展开了大量研究<sup>[24-27]</sup>,通过搭建合理的网络结构,模拟系统性风险的传染路径。随着金融机构与实体经济之间的资产和信贷风险加速传导,非金融企业通过投融资活动与金融机构建立了紧密关联,<sup>[28]</sup>系统性风险呈现显著的跨部门传染特征,<sup>[29]</sup>系统性风险与各行业之间的反馈效应也逐渐成为研究系统性风险传染的新视角。李守伟等<sup>[30]</sup>运用DR模型探究银行与实体企业之间的反馈效应,认为银行系统显著影响实体经济系统性风险的形成;赵飞<sup>[31]</sup>及Wang等<sup>[32]</sup>则采用Lasso-VAR方法构建网络模型,对实体经济风险溢出特点进行探究;李政等<sup>[33]</sup>则运用TENET模型构建了行业间系统性风险传染网络,对行业间尾部风险传染效应进行探究;刘庆等<sup>[34]</sup>则对TENET模型进行改进,可以更好地解释系统性风险在时间维度的演变过程。客观而言,目前已有的风险测度方法能够有效揭示某一行业或机构的风险水平,却无法反映不同行业或机构之间相互影响或风险传播的情况,在揭示系统性风险传播方面存在一定局限性。

综合来看,国内外学者在系统性风险的量化测度与传染机制研究方面成果丰硕。然而,现有文献多

聚焦银行等金融机构的同业关联网络,却相对忽视了金融部门与实体经济之间的双向风险溢出,缺乏整体性的分析视角。同时,虽然已有研究能够对中国行业系统性风险进行有效测度,但关于系统性风险的形成机理研究较少,且忽略了个体风险。另外,由于金融变量通常具有“尖峰厚尾”的特征,在对各行业风险指标进行测度时,也应对测度方法进行改进。由此,本文的边际贡献在于:第一,拓宽了研究视角。将风险研究的视角从传统的系统重要性行业,扩展至宏观经济的跨行业层面,使系统性风险的监测更为全面。第二,揭示了传染机制。分别从个体风险与关联性两个维度,分析了系统性风险在行业间的传染路径,并对各行业的风险溢出效应进行比较,为风险防范、抑制传染以及监管政策提供重要参考。第三,改进测度方法。考虑到收益率具有“尖峰厚尾”的特征,使用修正的 KMV 模型对行业违约风险进行测度,提高了 KMV 模型测度结果的精确度。

### 三、以 KMV 模型测度各行业金融风险指标

#### (一) KMV 模型理论概述

KMV 模型是由 Black-Scholes-Merton 期权定价模型 (Single-Index Model, BSM)<sup>[35]</sup> 推导而来,是用来估算企业的信用风险以及违约概率的一种风险度量模型。该模型将企业的股权看作一份看涨期权,标的资产为股权价值( $V_E$ ),违约点( $DP$ )为资产的执行价格。通过计算企业的资产价值( $V_A$ ),并将其与企业的负债水平相比较,进而得到企业存在违约的可能性。企业资产价值( $V_A$ )以及资产价值波动率( $\sigma_A$ )由公式(1)~(5)计算而来:

$$V_E = V_A N(d_1) - D e^{-rT_f} N(d_2) , \quad (1)$$

$$d_1 = \frac{\ln(\frac{V_A}{D}) + (r + 0.5\sigma_A^2)T_f}{\sigma_A \sqrt{T_f}} , \quad (2)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A \sqrt{T_f} , \quad (3)$$

$$N(d) = \int_{-\infty}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx , \quad (4)$$

$$\sigma_E = \frac{N(d_1)V_A\sigma_A}{V_E} . \quad (5)$$

其中: $D$  为企业债务账面价值,  $\sigma_E$  为股权价值波动率,  $r$  为无风险利率,  $T_f$  为到期时间,  $N(d_1)$  和  $N(d_2)$  表示标准正态分布的累积分布概率。

违约点( $DP$ )和违约距离( $DD$ )的计算分别如公式(6)和(7)所示:

$$DP = D_s + 0.5D_L , \quad (6)$$

$$DD = \frac{V_A - DP}{V_A\sigma_A} . \quad (7)$$

其中: $D_s$  代表企业的短期负债,  $D_L$  代表企业的长期负债。

违约概率( $PD$ )和隐含资产负债率( $Lvg$ )分别由公式(8)和(9)计算而来:

$$PD = \text{prob}(V_A < DP) = \text{prob}(\epsilon \leqslant -\frac{\ln(\frac{V_A}{DP}) + (r - \frac{\sigma_A^2}{2})T_f}{\sigma_A \sqrt{T_f}}) , \quad (8)$$

$$Lvg = \frac{DP}{V_A} . \quad (9)$$

#### (二) 数据的选择和处理

虽然 KMV 模型能够很好地利用市场交易数据,具备动态性与前瞻性测度优势,但是其假设资产的收益率为正态分布,这与现实收益率“尖峰厚尾”的特征不符。因此,本文将带有尖峰厚尾属性的随机波

动模型与 KMV 模型结合,确定股票价值的波动率,使 KMV 模型能够更好地符合现实数据特征。

### 1. 输入变量的处理

本文按照 Wind 二级行业分类标准,选取了能源,材料,资本货物,商业与专业服务,运输,汽车与汽车零部件,耐用消费品与服装,消费者服务,媒体,零售业,食品与主要用品零售,食品、饮料与烟草,家庭与个人用品,医疗保健设备与服务,制药、生物科学与生命科学,银行,多元金融,保险,房地产,软件与服务,技术硬件与设备,半导体与半导体生产设备,电信服务以及公用事业,共 24 个行业近百家企 2007 年至 2023 年的股票市场数据,该数据区间包含了 2007 年“美国次贷危机”、2015 年“股灾”以及 2020 年“新冠疫情”等多次股市动荡事件,对于研究我国行业间系统性风险传染具有代表性。按照上述模型的计算方法,各输入变量的取值处理方法如表 1 所示。

### 2. 股权价值波动率( $\sigma_E$ )的计算<sup>①</sup>

在对各行业收益率进行对数化处理后,所得到的各行业收益率的描述性统计结果显示,各行业均值都大于零且接近零,表明各行业指数收益率总体呈上升趋势。同时,各行业收益率标准差较小,表明各行业收益率波动性较小,整体比较平稳。另外,结合偏度、峰度以及 JB 统计量来看,各行业样本数据具有非正态性,呈现尖峰厚尾态势,可以使用带有尖峰厚尾属性的随机波动模型估计波动率。

### (三)违约距离测度

限于篇幅,此处按照一级行业的分类标准对 24 个行业的测算结果进行汇总计算并分析,确定 11 个一级行业,分别为能源、材料、工业(包括资本货物、商业和专业服务及运输)、可选消费(包括汽车与汽车零部件、耐用消费品与服装、消费者服务、媒体及零售业)、日常消费(包括食品与主要用品零售,食品、饮料与烟草及家庭与个人用品)、医疗保健(包括医疗保健设备与服务及制药、生物科学与生命科学)、金融(包括银行、多元金融及保险)、房地产、信息技术(包括软件与服务、技术硬件与设备及半导体与半导体生产设备)、电信服务以及公用事业。

根据上文计算出的股权价值波动率( $\sigma_E$ ),结合各行业股权价值( $V_E$ )、资产价值( $V_A$ )、资产价值波动率( $\sigma_A$ )、违约点( $DP$ )以及无风险利率  $r$ ,所计算出的一级行业违约距离结果如图 1 所示。其中,DD 表示根据原始数据所计算出的各行业违约距离,G-DD 表示基于经本文带有尖峰厚尾随机波动模型拟合后的数据,所计算出的各行业违约距离。根据图 1 可观测到,所有行业在面对重大风险冲击事件时,违约距离都会大幅下降,尤其是 2007 年至 2008 年“美国次贷危机时期”以及 2015 年“股灾”时期,但整体上保持在风险可控的水平。另外,各行业 G-DD 与 DD 的变动轨迹虽然大致相同,但是各行业 G-DD 的波动幅度略小于 DD 的波动幅度,表明相较于直接测算的原始数据,经本文模型拟合处理后的数据不仅序列更为平稳,其分布也更准确地再现了现实数据“尖峰厚尾”的典型事实。

分行业来看,虽然各行业整体变动轨迹大致相同,但房地产、公用事业、材料以及金融行业违约距离比其他行业的数值低,同时,2018 年后各行业违约距离呈现逐步上升的状态,而房地产行业违约距离一直保持在低位。这源于党的十九大报告提出“坚持房子是用来住的,不是用来炒的定位”政策之后,房地产行业交易增速放缓,且近年来房地产行业频频暴雷,市场下行压力较大。材料行业虽然发展迅速,但市场内部竞争激烈,产品之间的可替代性强,产业化难度大。根据违约距离测算的结果,应对这两个行业进

表 1 各输入变量取值的处理方法

输入变量	处理方法
股权价值 $V_E$	收盘价 $\times$ 流通股本 + 每股净资产 $\times$ 非流通股本
股权价值波动率 $\sigma_E$	利用 EGARCH 模型计算得到
无风险利率 $r$	中债国债一年期收益率
违约点 $DP$	短期负债 + 长期负债 / 2

注:样本数据均来自 Choice 金融终端以及 Wind 数据库。

<sup>①</sup> 限于篇幅,描述性统计结果、平稳性检验结果、自相关检验结果、残差自相关检验和 ARCH 效应检验结果未列示。如有需要,可向作者索取。

行重点关注,防止其风险外溢。

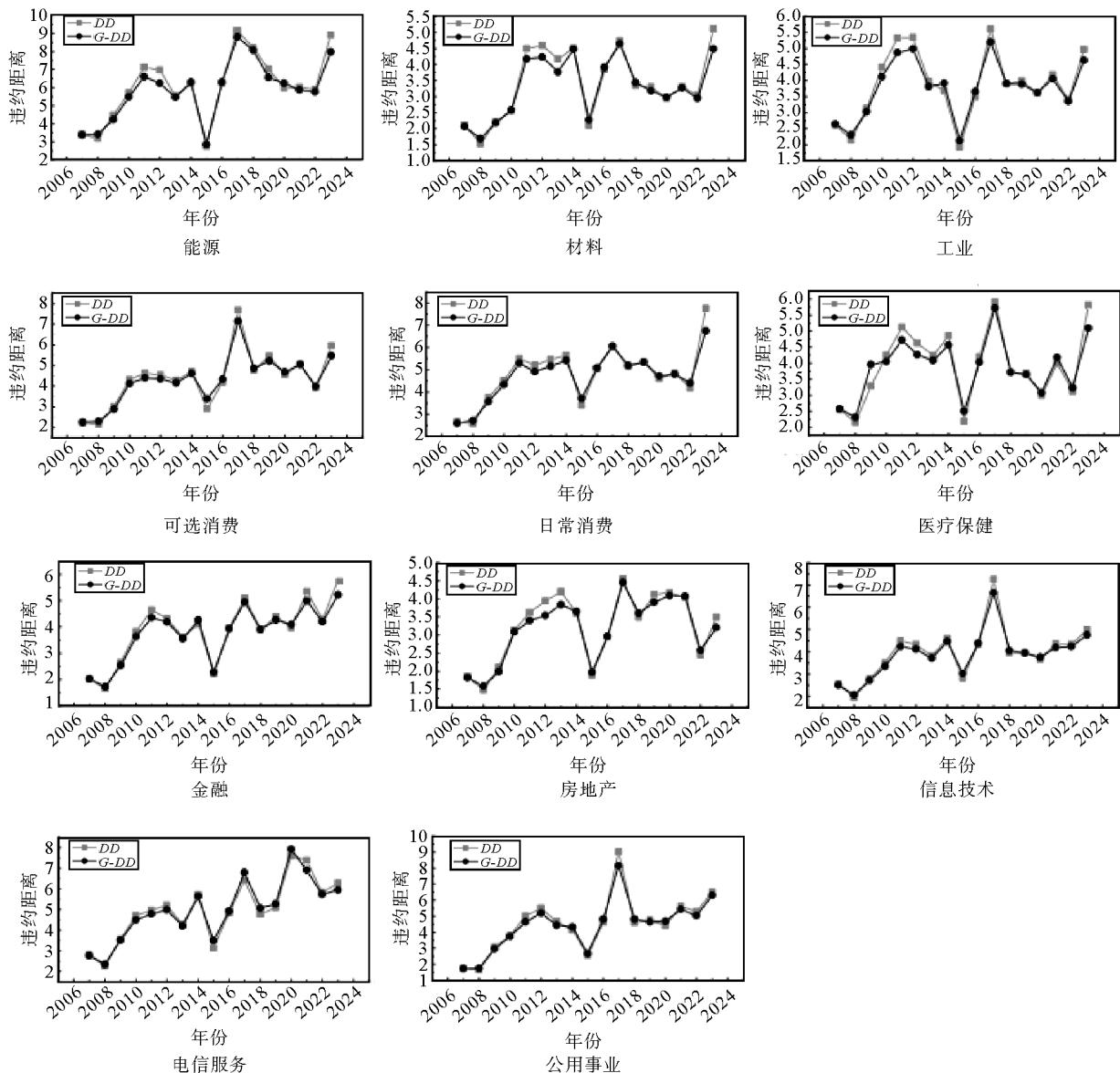


图 1 一级行业违约距离测度结果

#### (四) 违约概率测度

按照 KMV 模型所计算出的各行业违约概率结果如图 2 所示,其中,PD 表示按照原始数据测算的违约概率,G-PD 表示基于经本文模型拟合后所得数据计算出的违约概率。由图 2 观察可得,在风险事件冲击时期,所有行业的违约概率数值都会大幅上升,尤其是 2007 年至 2008 年“美国次贷危机时期”以及 2015 年“股灾”时期,这一点与违约距离 DD 及 G-DD 所反映出的信息相同。同时,违约概率在各行业遭受风险冲击时呈现显著波动,表明违约概率是对风险变动更为敏感的风险测度指标。

总体来看,虽然各行业的违约概率在重大风险冲击时期均出现明显上升,但总体数值较小,表明各行业发生金融风险的可能性有限。分行业来看,房地产行业、金融行业的违约概率持续高于其他行业;2020 年后,医疗保健行业以及能源行业的违约概率也呈上升趋势。原因在于,房地产行业以及金融行业为资金密集型行业,高度依赖债务融资与杠杆运作,资金链脆弱,极易产生流动性风险;而 2020 年后新冠疫情

以及地缘政治冲突增加了市场的不确定性,医疗保健行业面临供需失衡与成本压力,能源行业则受国际市场价格波动与贸易结构调整影响,致使行业违约风险上升。

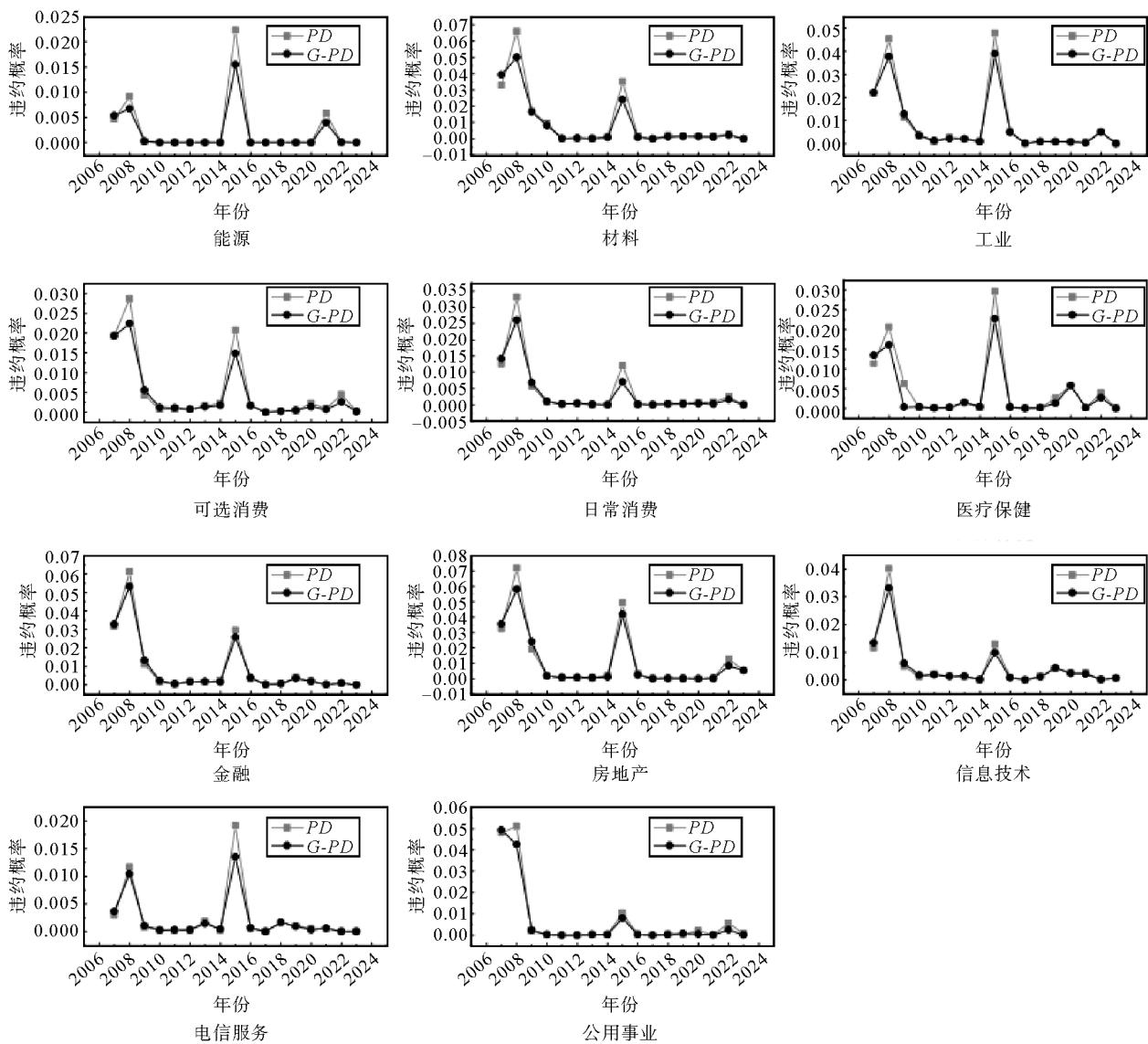


图2 一级行业违约概率测度结果

### (五) 隐含资产负债率

根据 KMV 公式所计算的一级行业隐含资产负债率测算结果如图 3 所示。与违约距离和违约概率测算不同,运用原始数据与本文模型拟合数据所测算出的隐含资产负债率数值差距较小,在图 3 中显示为  $Lvg$  与  $G-Lvg$  两条线重合的状态。另外,各行业隐含资产负债率呈现不同的波动状态,这一点与违约概率和违约距离的波动特点也不相同。

总体来看,各行业的隐含资产负债率均保持在 0.8 的水平以下,整体较为稳健,但金融行业以及房地产行业的隐含资产负债率水平要略高于其他行业且呈上升趋势,虽然这是由房地产行业以及金融行业的行业特性所决定的,但结合违约概率以及违约距离的测算结果来看,仍然要重点监管这两个行业。另外,除金融和房地产行业外,能源、材料、医疗保健以及公用事业的隐含资产负债率也呈现逐步上升态势。随着城市化进程加快以及人民生活水平的提高,公用事业行业市场需求逐渐增长,作为国民经济的基础,加

大投资力度以及拓宽融资渠道是解决公用事业高需求的主要措施,但如何调整资产负债结构防止风险过度积累,也是公用事业所面临的挑战。

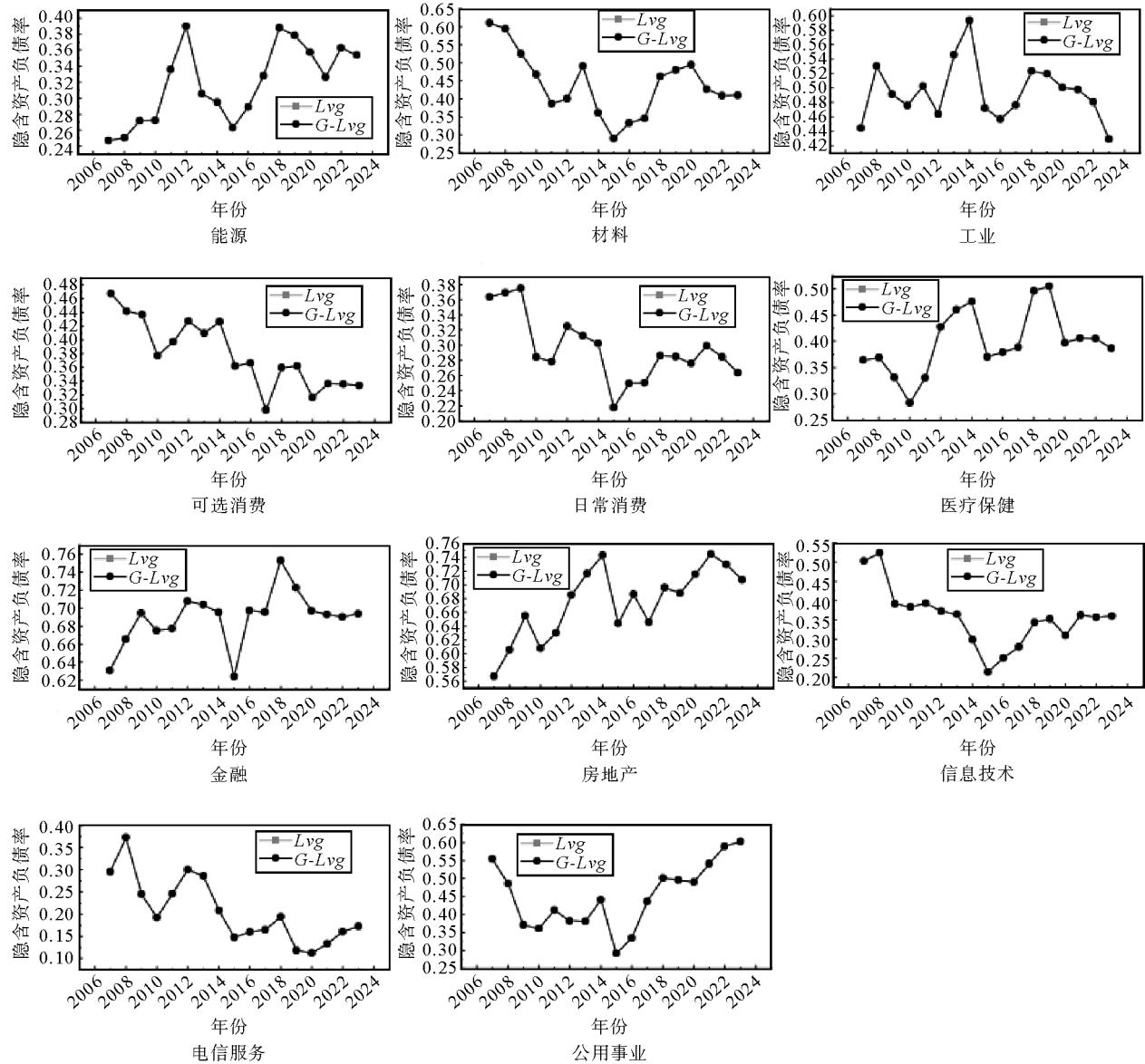


图3 一级行业隐含资产负债率测度结果

#### 四、跨行业风险传染分析

##### (一) TENET方法概述

本文采用 Härkle提出的 TENET(Tail Event Driven Neural Network, TENET)构建方法,作为分析行业间风险溢出关联的理论框架。运用 TENET 方法测度行业间系统性风险溢出水平,以及构建行业间系统性风险溢出网络,主要分为以下三步。

第一步,计算各行业风险价值  $VaR$ :

$$R_{i,t} = \alpha_i + \gamma_i M_{t-1} + \varepsilon_{i,t}, \quad (10)$$

$$VaR_{i,t,\tau} = \hat{\alpha}_i + \hat{\gamma}_i M_{t-1}. \quad (11)$$

其中:  $VaR_{i,t,\tau}$  是行业  $i$  在  $\tau \in (0,1)$  分位数水平的在线价值估计量,  $\tau$  代表分位数水平,  $R_{i,t}$  为行业  $i$  在  $t$  时刻的收益率,  $M_{t-1}$  代表  $t-1$  时期的宏观状态变量,  $\gamma_i$  为待估参数。

第二步,利用单指数模型(SIM)识别风险传导结构:

$$R_{j,t} = g(\beta_{j|Z_j}^T \mathbf{Z}_{j,t}) + \epsilon_{j,t}, \quad (12)$$

$$CoVaR_{j|Z_{j,t,\tau}}^{\text{TENET}} \equiv \hat{g}(\hat{\beta}_{j|Z_j}^T \tilde{\mathbf{Z}}_{j,t}) . \quad (13)$$

其中:  $\mathbf{Z}_{j,t} \equiv \{R_{-j,t}, M_{t-1}\}$  是包含  $p$  个变量的信息集,  $R_{-j,t} = \{R_{1,t}, R_{2,t}, \dots, R_{N,t}\}$  是指除行业  $j$  以外其他行业的收益率,  $N$  为所选行业数量,  $M_{t-1}$  代表  $t-1$  时期的宏观状态变量。 $\beta_{j|Z_j}^T$  为索引参数向量,  $\beta_{j|Z_j} \equiv \{\beta_{j|-j}, \beta_{j|M}\}^T$ , 其与信息集  $\mathbf{Z}_{j,t}$  中的变量相互照应, 也包含两个部分, 其中,  $\beta_{j|-j}$  代表除行业  $j$  以外其他行业对行业  $j$  的风险溢出程度,  $\beta_{j|M}$  为宏观状态变量对行业  $j$  的影响。 $CoVaR^{\text{TENET}}$  表示基于 TENET 的条件在线价值,  $g(\cdot)$  代表其他  $n-1$  个行业对行业  $j$  的非线性交互影响, 其他变量解释同上。

第三步,构建行业间尾部风险传染网络。通过对  $CoVaR^{\text{TENET}}$  求导, 计算得到  $\mathbf{Z}_{j,t} = \tilde{\mathbf{Z}}_{j,t}$  时各变量的边际效应梯度  $\hat{\mathbf{D}}_{j|\tilde{Z}_j}$ :

$$\hat{D}_{j|\tilde{Z}_j} \equiv \frac{\partial \hat{g}(\hat{\beta}_{j|\tilde{Z}_j}^T \tilde{\mathbf{Z}}_{j,t})}{\partial \mathbf{Z}_{j,t}} \Big|_{\mathbf{Z}_{j,t} = \tilde{\mathbf{Z}}_{j,t}} = \hat{g}'(\hat{\beta}_{j|\tilde{Z}_j}^T \tilde{\mathbf{Z}}_{j,t}) \hat{\beta}_{j|\tilde{Z}_j} . \quad (14)$$

其中:  $\hat{\mathbf{D}}_{j|\tilde{Z}_j}$  表示其他行业对行业  $j$  的风险溢出效应, 代表行业间风险传染的强度, 其他变量解释同上。

进一步将 24 个行业设置为网络节点, 行业间的尾部风险溢出设置为连边, 构建行业间尾部风险传染网络。以行业间以第  $s$  窗口为例, 所构建的有向加权邻接矩阵  $\mathbf{A}_s$  表示为:

$$\mathbf{A}_s = \begin{pmatrix} 0 & |\hat{D}_{1|2}^s| & |\hat{D}_{1|3}^s| & \cdots & |\hat{D}_{1|n}^s| \\ |\hat{D}_{2|1}^s| & 0 & |\hat{D}_{2|3}^s| & \cdots & |\hat{D}_{2|n}^s| \\ |\hat{D}_{3|1}^s| & |\hat{D}_{3|2}^s| & 0 & \cdots & |\hat{D}_{3|n}^s| \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ |\hat{D}_{n|1}^s| & |\hat{D}_{n|2}^s| & |\hat{D}_{n|3}^s| & \cdots & 0 \end{pmatrix}_{n \times n} . \quad (15)$$

其中:  $|\hat{D}_{j|i}^s|$  为  $\hat{D}_{j|i}^s$  的绝对值, 表示行业  $i$  对行业  $j$  的尾部风险溢出水平,  $n$  代表网络节点的数量。

将  $\mathbf{A}_s$  矩阵所有元素加总, 即可得到系统性风险溢出总体水平  $TC$ :

$$TC_s = TC_s^{\text{IN}} = TC_s^{\text{OUT}} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |\hat{D}_{j|i}^s| , \quad (16)$$

$$TC_M = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k |\hat{D}_{j|M_i}^s| . \quad (17)$$

其中:  $\sum_{i=1}^k |\hat{D}_{j|i}^s|$  表示行业  $j$  的总风险输入,  $\sum_{j=1}^k |\hat{D}_{j|i}^s|$  表示行业  $j$  的总风险输出。 $TC_M$  表示宏观状态变量对我国股市的尾部风险溢出总水平,  $\hat{D}_{j|M_i}^s$  表示单个宏观状态变量对行业  $j$  的尾部风险溢出。

平均路径长度及网络密度可用于测度网络结构特征, 网络的平均路径长度  $L$  为任意两节点  $i$  与  $j$  之间最短路径距离的平均值; 网络密度  $D$  则用于刻画网络中节点间相互连边的密集程度, 分别可由公式(18)及(19)计算得到:

$$L = \frac{1}{C_N^2} \sum_{1 \leq i < j \leq N} d_{ij} , \quad (18)$$

$$D = \frac{2e}{N(N-1)} . \quad (19)$$

其中:  $N$  为网络中节点总数,  $C_N^2$  表示从  $N$  个节点中无序选取两个节点的所有可能组合数,  $d_{ij}$  表示网络中连接节点  $i$  和节点  $j$  的最短路径上所包含的边的数量,  $e$  为网络中的实际连边个数。

## (二) 行业间系统性风险溢出分析

为从时变视角分析行业间风险传染特征,本文对行业风险总连通性水平及国家宏观调控水平进行计算,得到我国行业间系统性风险溢出变化趋势如图 4 所示。可以看出,在整个样本期内,我国行业间系统性风险溢出水平波动幅度较大,行业风险总连通水平波动趋势与宏观调控指标变化趋势大致相同。但是,宏观调控指标变化趋势稍有滞后且波动幅度较大,推断是由宏观政策实施的滞后性与不连贯性所造成。

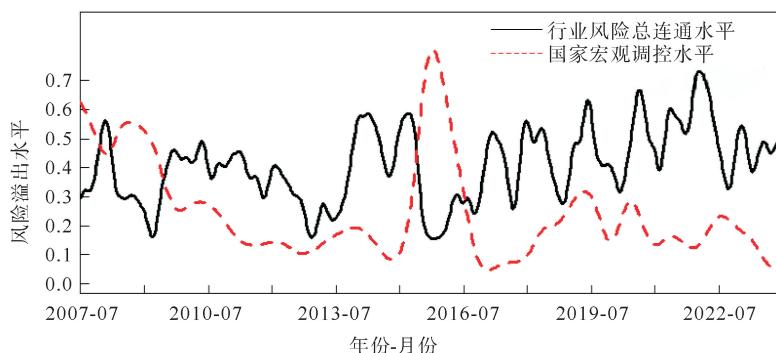


图 4 行业间系统性风险溢出变化趋势

分时期来看,在美国次贷危机时期、2015 年“股灾”时期、中美贸易战时期以及新冠疫情时期,行业间总连通水平涨幅较大,表明行业间风险溢出效应增强,系统性风险迅速累积爆发。在经济繁荣时期,各行业之间的联系不断加强并形成了错综复杂的产业链网络。因此,当部分行业受到冲击时,风险便沿着各行业的产业链进行传染,并在各行业高度关联的背景下冲击进一步放大,使得宏观经济状况不断恶化并最终蔓延至整个经济系统。另外,宏观调控水平的上涨也表明,我国金融监管部门能够做到及时应对风险冲击事件并精准施策,能够有效控制风险的进一步蔓延。

## (三) 行业间风险关联网络分析

为系统且更清晰地分析行业间的风险传染情况,本文以 24 个行业作为网络节点,以行业间的风险关联关系为网络连边,构建我国行业间尾部风险溢出网络。在剔除了风险关联矩阵中小于上 10% 分位点的连边之后,所构建的风险关联网络如图 5 所示。

整体来看,我国行业间风险传染关联性较强,各行业之间形成了错综复杂的风险关联网络,在整个宏观经济大环境的影响下,大部分行业风险外溢性较强、风险传染较为广泛。可以看到,可选消费行业(6—10)、日常

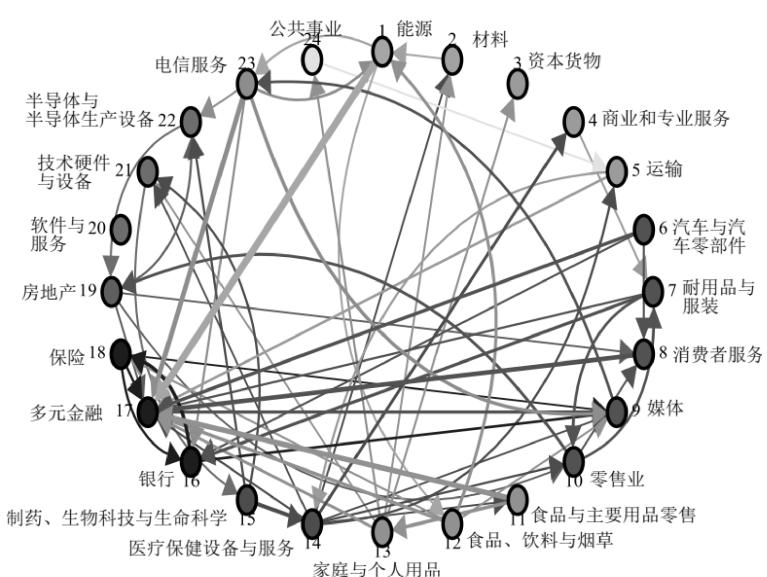


图 5 行业间风险关联网络

消费行业(11—13)、医疗保健行业(14—15)、金融行业(16—18)以及房地产行业(19)与其他行业连通性较强,风险溢出至其他行业的同时也承担了更多来自其他行业的风险。另外,在各行业之间互联互通关

系逐渐加强的背景下,部分行业也遭受了较多跨行业风险传染,如媒体、银行、多元金融及技术硬件与设备行业。

表2为行业间尾部风险溢出矩阵,主对角线元素代表来自自身扰动的冲击,其他元素代表行业间尾部风险溢出值;From值代表各行业风险输入水平,该数值越大代表该行业受外部行业影响越大;To值代表各行业风险输出水平,该数值越大则代表该行业风险传染能力越强;NET值代表各行业的风险净溢出水平;TCI则代表整个金融系统的风险溢出水平,等于所有To值或From值加总的均值。

表2 行业间尾部风险溢出矩阵

	1	2	3	4	...	21	22	23	24	From
1	0	0.103	0.084	0.112	...	0.071	0.081	0.086	0.078	1.684
2	0.126	0	0.091	0.056	...	0.090	0.072	0.142	0.064	2.021
3	0.102	0.127	0	0.098	...	0.107	0.098	0.117	0.117	2.382
4	0.111	0.064	0.074	0	...	0.067	0.073	0.085	0.077	1.649
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
21	0.110	0.110	0.132	0.100	...	0	0.087	0.079	0.099	2.376
22	0.082	0.084	0.090	0.069	...	0.059	0	0.151	0.089	1.784
23	0.090	0.135	0.089	0.074	...	0.084	0.159	0	0.043	2.132
24	0.067	0.057	0.049	0.060	...	0.039	0.059	0.037	0	1.330
To	1.828	2.047	1.915	1.725	...	1.773	1.941	2.009	1.944	TCI
NET	0.145	0.026	0.467	0.076	...	0.602	0.157	0.123	0.614	1.897

由表2可得,按照风险输出值从大到小的顺序,排在前四名的为多元金融、耐用品与服装、材料以及家庭与个人用品行业,分别为2.101、2.063、2.047以及2.043,表明这四个行业风险输出能力较强,即将风险传染至其他行业的能力较强。而从风险输入值角度看,食品、饮料与烟草,软件与服务,资本货物以及技术硬件与设备行业位列前四,分别为3.023、2.862、2.382以及2.376,表明这四个行业则易受到其他行业的风险冲击。值得注意的是,公用事业行业输出值虽然较大,为1.944,但是其输入值只有1.33,具有相同情况的还有银行业,这表明虽然公用事业及银行业的风险传染能力较强,但其风险承担的能力较弱,当发生金融风险时,这两个行业将成为风险传染网络中的主要风险溢出行业。总体来看,我国整体尾部风险溢出水平为1.897,说明我国行业间整体风险关联性虽然较强,但是系统性风险爆发可能性较小,当某一行业受到风险冲击时可以通过适当分散风险来维持系统稳定。

#### (四)重大风险事件冲击前后行业间风险关联网络对比

为直观地反映重大风险事件对行业间风险关联网络的影响,本文选取2019年及2020年新冠疫情事件进行对比分析,新冠疫情前后行业间风险关联网络如图6、图7所示。通过这两张图,既可以清晰地得知两个时期网络的基本结构和各节点分布、联系情况,也可以观察到网络前后的变动。

对比来看,2020年行业间风险关联网络更为紧密,能源行业以及医疗保健设备与服务行业与其他行业的联系较2019年有所加深。结合网络特征测度指标(表3)进行分析,首先,网络关联度为1,说明整体连通性较强,行业间存在畅通的风险传染渠道。2020年平均路径长度较2019年有所下降,说明在风险事件冲击后,行业间的风险传染路径更短、传染速度更快、行业间的关联性更强。同时,直径代表网络中任意两节点间距离的最大值,直径数值越大表明节点间连通效率越低,2020年网络直径明显下降,也反映出2020年行业间风险传染效率有所上升。与2019年相比,2020年网络密度也有所上升,这一点与图6及图7所反映出的信息相同。

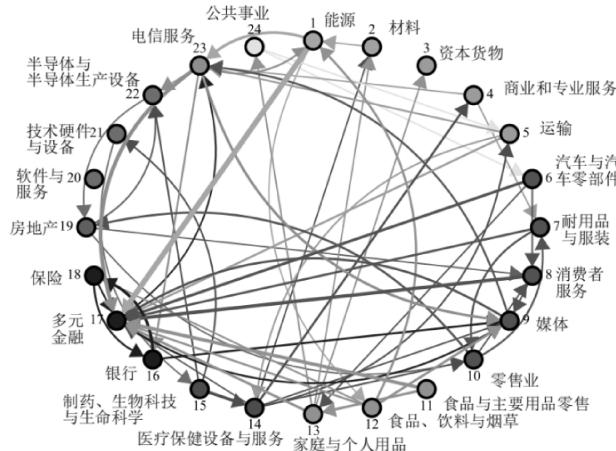


图 6 2019 年行业间风险关联网络

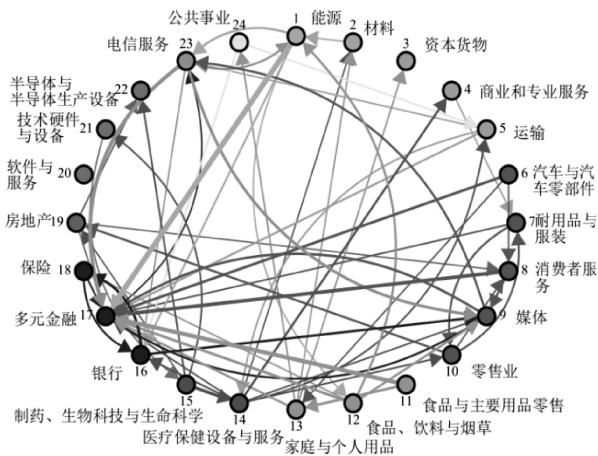


图 7 2020 年行业间风险关联网络

总体来看,两个时期网络的平均路径长度均小于 2,远小于网络节点数量,说明网络中的节点可以快速地建立彼此之间的联系,表明各行业可以快速关联,这也解释了为什么当风险事件发生时,整个宏观经济会快速遭受大范围的影响。

## 五、结论与启示

在金融系统与实体经济之间关联性不断加深的背景下,为探究系统性风险在行业间积累、传染并蔓延至整个宏观经济系统的过程,本文基于 2007 年至 2023 年各行业数据,利用修正的 KMV 模型以及 TENET 模型对跨行业风险传染进行测度、计算了行业间的风险连通性水平并构建了行业间的风险关联网络,所得到的主要结论如下。

第一,违约距离以及违约概率结果显示,房地产、公用事业、材料以及金融行业发生金融风险的可能性较大。尤其是房地产行业,发生金融风险的可能性一直居高不下,在销售规模下行压力不断加大、开发投资不断下降的背景下,房地产行业面临巨大的挑战,需要对其进行重点监管。另外,违约距离和违约概率的测算结果也表明,经过带有尖峰厚尾随机波动模型改进后的 KMV 模型更符合现实数据“尖峰厚尾”的现象。

第二,隐含资产负债率的测算结果显示,金融和房地产行业隐含资产负债率数值要明显高于其他行业,同时,能源、医疗保健以及公用事业的隐含资产负债率也呈现上升趋势,结合违约距离以及违约概率的测算结果来看,需要重点关注金融、房地产以及公用事业这三个行业,防止其风险累积并传染其他行业。

第三,行业间风险总连通性结果显示,各行业之间的风险传染效应在风险冲击时期会有明显上升,在“灰犀牛”“黑天鹅”以及国际冲突事件频发的背景下,各行业间的风险传染效应不断加强,发生系统性风险的可能性也不断加大。另外,宏观调控指标的变化趋势也表明我国宏观调控政策实施精准且有效,能够及时抑制风险的进一步扩散。

第四,行业间风险关联网络显示,可选消费、日常消费、医疗保健、金融以及房地产行业与其他行业连通性较强,风险传染范围广泛且部分行业遭受了跨行业风险传染,结合风险溢出矩阵结果来看,可选消费、日常消费以及金融行业风险传染能力较强,而工业以及信息技术行业承担风险的能力较强。与风险衡量指标测算结果相同,两种方法都认为金融行业以及公用事业成为金融风险主要溢出行业的可能性较

表 3 网络整体结构特征

年份	关联度	平均路径长度	直径	网络密度
2019 年	1	1.80	4	0.37
2020 年	1	1.76	3	0.39

大,需要重点防控这两个行业。

综上,本文认为对行业进行系统性风险防控时,在关注重点行业的同时,也不能忽略行业间的风险传染效应。首先,需要对房地产、金融以及公用事业进行重点关注,虽然不同的测算指标所得出的结论不同,但房地产行业、金融行业尤其是多元金融以及公用事业在多项指标中均显示产生风险的可能性较大且风险外溢性较强,严密监控这三个行业的风险溢出对抑制系统性风险的形成具有重要作用。其次,要做好“结构性去杠杆”,不仅要降低金融行业的杠杆率,更要降低实体经济的杠杆率,严格控制高风险行业的杠杆水平,防止实体经济杠杆率上升造成金融行业杠杆水平的恶化。另外,需要从行业层面细化风险监测指标,对于风险传染能力以及风险承担能力不同的行业应实施不同的监管政策,防止监管过严造成行业发展受阻,也防止因为监管不到位造成风险外溢。最后,要重视行业间的风险传染效应,不应该只紧盯金融体系,而是要关注整个经济关联网络,在行业间联系不断加深的背景下,风险会沿着行业间的产业链传染至整个经济关联网络中,在风险传染的初期,就要密切关注风险传染的路径,及时进行管控,避免风险的大规模蔓延。

### 参考文献:

- [1] 苗文龙,张思宇,李硕.实体行业跨境风险与金融部门风险交互传染效应分析—基于行业进出口规模数据[J].金融监管研究,2023(6):21-40.
- [2] 杨子晖,王姝黛,孙琳.中国金融机构的行业布局与系统性金融风险[J].世界经济,2024(6):95-123.
- [3] BRUNETTI C, HARRIS J H, MANKAD S, et al. Interconnectedness in the interbank market[J]. Journal of financial economics, 2019(2):520-538.
- [4] 刘超,郭亚东.多时间尺度下行业间系统性金融风险溢出及拓扑结构分析[J].中国管理科学,2022(10):46-59.
- [5] 田新民,陈仁全.行业指数波动同步性、风险溢出与传染渠道研究—基于中国股票市场的经验证据[J].金融经济学研究,2024(2):27-41.
- [6] ELLIS S, SHARMA S, BRZESZCZYNSKI J. Systemic risk measures and regulatory challenges[J]. Journal of financial stability, 2022, 61:100960.
- [7] LEROY A, POP A. Macro-financial linkages: The role of the institutional framework[J]. Journal of international money and finance, 2019, 92:75-97.
- [8] ELENEV V, LANDVOIGT T, VAN NIEUWERBURGH S. A macroeconomic model with financially constrained producers and intermediaries[J]. Econometrica, 2021(3):1361-1418.
- [9] 杨子晖,陈雨恬,林师涵.系统性金融风险文献综述:现状、发展与展望[J].金融研究,2022(1):185-206.
- [10] 宫晓莉,熊熊,张维.我国金融机构系统性风险度量与外溢效应研究[J].管理世界,2020(8):65-83.
- [11] 冯超,谈颖阳.我国商业银行系统性风险评估与实证研究—基于预期期望损失方法测度[J].商业经济与管理,2014(12):81-90.
- [12] SHAHZAD S J H, ARREOLA-HERNANDEZ J, BEKIROS S, et al. A systemic risk analysis of Islamic equity markets using vine copula and delta CoVaR modeling[J]. Journal of international financial markets, institutions and money, 2018, 56: 104-127.
- [13] WEIß G N F, NEUMANN S, BOSTANDZIC D. Systemic risk and bank consolidation: International evidence[J]. Journal of banking and finance, 2014, 40:165-181.
- [14] BROWNLEES C, ENGLE R F. SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk[J]. The review of financial studies, 2017(1):48-79.
- [15] BORER D, PERERA D, FAUZI F, et al. Identifying systemic risk of assets during international financial crises using value at risk elasticities[J]. International review of financial analysis, 2023, 90:102832.
- [16] 方意.系统性风险的传染渠道与度量研究—兼论宏观审慎政策实施[J].管理世界,2016(8):32-57.
- [17] DENZLER S M, DACOROGNA M M, MULLER U A, et al. From default probabilities to credit spreads: Credit risk models

do explain market prices[J]. *Finance research letters*, 2006(2):79-95.

[18] CAMARA A, POPOVA I, SIMKINS B. A comparative study of the probability of default for global financial firms[J]. *Journal of banking and finance*, 2012(3):717-732.

[19] 张大斌,周志刚,刘雯,等.上市公司信用风险测度的不确定性DE-KMV模型[J].*系统工程学报*,2015(2):165-173.

[20] 王星予,余丽霞,阳晓明.商业银行信贷资产证券化信用风险研究—基于修正的KMV模型[J].*金融监管研究*,2019(3):54-66.

[21] 谢远涛,罗润方,杨娟.基于修正的KMV模型的信用风险度量[J].*统计与决策*,2018(15):169-173.

[22] 孙亮,吕丹妮.我国共享经济企业信用风险度量的案例分析—基于KMV修正模型的实证研究[J].*技术经济*,2021(6):132-139.

[23] POLEDNA S, MARTINEZ-JARAMILLO S, CACCIOLI F, et al. Quantification of systemic risk from overlapping portfolios in the financial system[J]. *Journal of financial stability*, 2021, 52: 100808.

[24] AHNERT T, GEORG C P. Information contagion and systemic risk[J]. *Journal of financial stability*, 2018, 35: 159-171.

[25] 方意,刘江龙.银行关联性与系统性金融风险:传染还是分担? [J].*金融研究*,2023(6):57-74.

[26] 白鹤祥,刘社芳,罗小伟,等.基于房地产市场的我国系统性金融风险测度与预警研究[J].*金融研究*,2020(8):54-73.

[27] CHIANG S H, CHEN C F. From systematic to systemic risk among G7 members: Do the stock or real estate markets matter? [J]. *Journal of international financial markets, institutions and money*, 2022, 79: 101594.

[28] DUNGEY M, FLAVIN T, O'CONNOR T, et al. Non-financial corporations and systemic risk[J]. *Journal of corporate finance*, 2022, 72: 102129.

[29] 王宇,曾远征,王梦圆,等.金融部门间系统性风险测度与传染效应分析[J].*统计与决策*,2023(13):149-154.

[30] 李守伟,王虎,刘晓星.系统性风险:金融系统与实体经济间反馈效应[J].*管理科学学报*,2022(11):25-42.

[31] 赵飞.实体行业风险溢出机制与特征分析[J].*财经论丛*,2021(9):49-59.

[32] WANG K S, WEN F H, GONG X. Oil prices and systemic financial risk: A complex network analysis[J]. *Energy*, 2024, 293:130672.

[33] 李政,刘淇,梁琪.基于经济金融关联网络的中国系统性风险防范研究[J].*统计研究*,2019(2):23-37.

[34] 刘庆,冯芸,徐梦霞.尾部波动溢出网络视角下的系统性风险研究—基于市场极端波动相依性的经验证据[J/OL].*系统管理学报*,2024(1):187-203.

[35] BLACK F, SCHOLES M. The pricing of options and corporate liabilities[J]. *Journal of political economy*, 1973(3): 637-654.

[36] HARDLE W K, WANG W N, YU L N. TENET: Tail-Event driven NETwork risk[J]. *Journal of econometrics*, 2016(2): 499-513.

(下转第 124 页)

(1):226.

## Collaborative Governance of Risky Driving Among Delivery Riders: An Evolutionary Game Analysis of the Interaction Among Platform, Riders and Government Interactions

NI Yan, LIU Wenxuan

(Institute of Economics, Hubei Academy of Social Sciences, Wuhan 430062, China)

**Abstract:** With the rapid rise of new employment forms in the gig economy, the issue of risky driving among delivery riders has become increasingly prominent, while unilateral governance by online labor platforms has proven ineffective. In light of recent government-imposed “speed limit” regulations in multiple regions, this study introduces the concept of collaborative governance to explore a model where both the government and platforms jointly manage risky riding behavior. Based on evolutionary game theory, a tripartite evolutionary game model is constructed involving online labor platforms, riders, and the government, followed by simulation analysis of the evolutionary process. The results indicate that strategies among the three parties are interdependent: platforms’ adjustments to algorithmic mechanisms need to balance social benefits, costs, and government subsidies; riders’ adherence to safe driving must weigh the trade-offs between risky driving, delivery delays, and associated income loss; government enforcement of speed limits requires consideration of social benefits, costs, and subsidies provided to platforms. When the evolutionary strategies converge to platform algorithm adjustments, rider compliance, and government speed limits, collaborative governance over risky driving is achieved, and labor rights of riders are effectively safeguarded. The study provides a theoretical foundation for formulating substantive collaborative governance strategies among all stakeholders.

**Key words:** delivery riders; risky driving; platform economy; evolutionary game; government regulation

(责任编辑:魏 霄)

(上接第 107 页)

## Risk Contagion Effect Among Industries: An Analysis Based on Modified KMV Model and Network Model

JIANG Cuifeng, LU Xiaotong

(School of Economics, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266061, China)

**Abstract:** To clarify the risk contagion effect among industries, we utilize the stock market data spanning from 2007 to 2023 as the basis for our investigation. The modified KMV model and TENET model are used to calculate the risk indicators and risk spillover effects across 24 industries, and a risk contagion network among industries is constructed. Our findings reveal that, in addition to the real estate and financial industries, certain non-systemically important industries also exhibit a heightened susceptibility to financial risks, a factor that warrants careful consideration. Concurrently, with the rapid development of the economy, the interconnectedness among various industries continues to escalate, displaying pronounced temporal patterns. After further constructing the risk correlation network, it has been found that the risk spillover effects among industries remain robust, accompanied by a notable cross-sectoral contagion phenomenon. These research outcomes hold substantial referential value for the timely management of risk contagion across industries. Moreover, they offer insightful guidance for regulatory bodies in formulating industry-specific financial risk regulations and fostering the development of various sectors. Ultimately, our study furnishes empirical evidence for the proactive regulation of systemic risks and the promotion of high-quality economic growth.

**Key words:** industry risk spillover; systemic risk; TENET; risk contagion network; real economy

(责任编辑:魏 霄)