

医药子行业间系统性风险溢出效应研究

李欣书

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年6月19日; 录用日期: 2024年7月3日; 发布日期: 2024年11月29日

摘要

文章基于2018年1月1日至2023年5月22日医药行业指数日度收益率数据, 采用GARCH-Copula-CoVaR模型实证检验了医药行业系统间风险溢出效应。研究结果显示: (1) 医药行业内部存在明显的关联性和风险溢出效应, 风险溢出度最大值是最小值的4.3倍; (2) 医疗服务行业是医药行业系统性风险中的重要行业, 承担风险溢出角色, 医药商业行业则承担风险接收角色。

关键词

CoVaR, 系统性风险, 风险溢出, 医药行业

Research on the Systematic Risk Spillover Effect among Sub-Industries in the Pharmaceutical Industry

Xinshu Li

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Jun. 19th, 2024; accepted: Jul. 3rd, 2024; published: Nov. 29th, 2024

Abstract

Based on the daily return data of the pharmaceutical industry index from January 1, 2018 to May 22, 2023, this article empirically tests the risk spillover effect among systems in the pharmaceutical industry by using the GARCH-Copula-CoVaR model. The research results show that: (1) There is an obvious correlation and risk spillover effect within the pharmaceutical industry, and the maximum value of the risk spillover degree is 4.3 times that of the minimum value; (2) The medical service industry is an important industry in the systematic risk of the pharmaceutical industry and undertakes the role of risk spillover, while the pharmaceutical commercial industry undertakes the role of risk reception.

Keywords

CoVaR, Systematic Risk, Risk Spillover, The Pharmaceutical Industry

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

医药行业是关系国泰民安的基础产业,医药行业经济在国民经济中占据较大的比例。新冠肺炎疫情、中美贸易摩擦和俄乌冲突等外部事件使中国医药行业供给深受冲击,带来的市场波动增加了医药行业发展的不确定性,使医药行业面临的金融风险增多,但也加速了创新进程并重塑国际创新版图,尤其是生物医药领域正步入创新质变的关键期。经济全球化使得资本流动日益紧密,局部风险事件迅速冲击到全局市场稳定,从而引发系统性危机。这种现象称为风险溢出效应。加强医药行业风险管理是防范化解重大风险、保持经济持续健康发展和社会大局稳定的重要组成部分。

尾部风险的准确测度不仅有助于评估系统性风险,而且可以用于风险管理、风险传染等更深层次的研究。在尾部风险测度中,对金融市场的波动集聚、杠杆效应和尖峰厚尾等现象的刻画发挥了重要作用,而随机跳跃行为和尾部极端事件在资产定价和风险测度上也十分重要,目前的风险测度研究往往只注重厚尾特征。本文可以完善国内系统性风险防控的体系构建、传导路径。目前政策效应的研究速度落后于快速变化的大环境,研究实施后产生的经济效应等问题;从研究医药行业尾部风险溢出的角度切入,探究医药行业子行业间的尾部风险溢出效应,及其关联程度和传染机制。

对于个人与机构投资者:探究股票市场板块间的相互作用及行业收益率的相关性,能够揭示市场动态下的风险分布特征,帮助投资者构建更为稳健的投资组合,有效分散风险并及时调整策略以应对外部冲击,如2020年初新冠肺炎疫情的大面积暴发,对我国经济产生了极大冲击,股票市场则间接展现了这一阶段经济的跌宕起伏。

对于医药企业:了解子行业尾部风险如何相互影响对整个医疗行业的稳定性和可持续性具有关键意义。这不仅能够促进企业建立和完善项目投资的风险管理体系,丰富企业投融资角度,有利于医药企业突发极端负面事件应对经验积累、监管举措方向聚焦与企业风险把控战略制定;合理规避医疗项目风险,为医药行业投资决策提供更加可靠的数据参考。

对于政府:鉴于系统性风险对经济和社会稳定的潜在威胁,细致研究医药子行业间的风险传递路径,是强化监管效能、提升风险预警能力的关键。这不仅能够助力政府制定前瞻性的政策与监管框架,及时干预和缓解特定子行业的风险累积,还能确保医疗体系的韧性与可持续性,防止局部风险演变为系统性危机。通过科学的风险管理策略,政府能更有效地引导资源配置,促进医疗行业的健康发展,满足民众日益增长的健康服务需求,构建更加稳固和信赖的医疗服务体系。

2. 文献综述

目前对于医药行业系统性风险的研究大多从医药行业保险[1]、药物研发[2]以及医药行业政策[3]的角度出发,对于医药行业内部各子行业间风险溢出效应研究较少。而对于系统性风险溢出的研究则主要集中在局部机构对整体行业溢出[4]、地区与地区间溢出[5][6]、行业与行业间溢出[7][8]的研究,部分文献研究了市场之间的波动溢出[9]效应,但忽略了子行业间风险溢出的影响。

尾部极端事件虽发生概率低,可一旦发生就会对投资者情绪和医药行业的稳定产生重大且持续的影响,因此尾部风险管理成为学术界和监管者的研究重点,而风险管理的有效性在很大程度上由风险度量的准确性所决定。

目前学者们主要基于行业关联视角,从均值[10][11]、波动[12][13]和尾部[14][15]等多个层面,针对我国行业间的关联性和系统性风险溢出效应开展研究。进一步考虑到相比均值和波动层面,系统性风险更加关注极端情形下的尾部风险溢出。与此同时,部分学者研究美国行业间的波动和尾部风险溢出效应[16]-[18]。研究子行业关联和尾部风险溢出影响因素的文献相对较少,从时空两个维度考察行业尾部风险溢出的驱动因素文章很少:在时间维度上考察其时变特征,在空间维度上识别各个行业扮演的角色和地位。

通过对系统性风险溢出的相关文献梳理,发现国内外文献主要研究了系统性风险跨行业、跨市场、跨区域溢出,定性分析了行业对于外部的风险性溢出机制,定量测度了行业综合风险溢出水平及强度,鲜有文献通过全面分析子行业间尾部风险溢出及其驱动因素,对于行业以局部到整体的视角进行风险管理;通过对医药行业风险管理的相关文献梳理,发现国内外文献针对医药行业的风险主要从医药行业与其他行业的风险溢出、医药行业整体角度出发,极少有文献从医药行业子行业的内部视角出发探究医药行业风险管理。

目前对于系统性风险溢出或尾部风险溢出的研究大多采用 GARCH 族模型来处理符合“尖峰厚尾”的金融数据,使用频率较多的为 DCC-GARCH、IGARCH、TGARCH、EGARCH 等;对于度量单个行业或市场的风险值,多数研究选择在险价值(VaR)指标,但为了考察极端冲击下机构与系统的损益依存关系,基于尾部依赖性视角以度量系统性风险,目前最具有代表性的是条件在线价值(CoVaR)指标。

因此,本文基于申银万国二级行业中医药行业指数日度收益率数据,测度医药行业子行业对尾部风险及溢出效应,从时空两个维度出发,旨在探究不同医药子行业之间的关联程度和相互之间的尾部风险传导路径,并利用整体网络结构和 QAP 方法进一步探索尾部风险传染的底层逻辑和传染规律,研究其驱动因素,进一步丰富医药行业子行业尾部风险溢出研究成果。

3. 研究内容及目标

3.1. 研究内容

通过总结我国当下医药行业重要性与发展前景、医药行业面临的风险、子行业间风险传染的研究背景以及分析国内外相关文献,引出研究医药子行业间尾部风险溢出效应及其驱动因素研究的目的和意义是在丰富关于系统性风险溢出理论的同时,可以从行业内部视角探究医药行业风险管理,为政府提供政策建议、为投资者提供投资建议。随后介绍将采用的文献研究法、实证分析法和 QAP 法,并指出在研究视角和研究内容上存在的创新点和不足之处。

实证部分从医药行业系统内部出发,选择了申银万国二级分类中医药行业系统的 6 个子行业(化学制药、生物制品、医疗器械、医药商业、中药和医疗服务)指数的日度收益率数据,数据的时间跨度为 2017 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日,每个时间序列对应了 1697 个数据,共 10,182 个数据。为了方便建模和分析,计算每个子行业指数的对数收益率。考虑到金融时间序列数据的异方差性,通过构建偏 t 分布的 GARCH-Copula-CoVaR 模型,度量医药行业尾部风险及内部风险溢出效应分析,识别行业间的风险溢出关系;进而构建起行业间尾部风险网络,通过复杂网络分析法对各个行业在尾部风险网络中的角色和地位进行深入分析,判断医药行业系统性风险和医药行业内部各子行业间存在的相互关系。空间维度上,利用 QAP 方法进一步探索尾部风险传染的底层逻辑和传染规律、考察两两行业间的投入产出关联、收益和波动相关性以及行业自身风险水平对尾部风险跨行业溢出的影响,提出针对性风险防控措施;时间维度上,从宏观经济环境、融资环境以及金融市场波动三个方面考察行业尾部风险溢出动态变化的影响因素。

3.2. 研究目标

通过 GARCH-Copula-CoVaR 模型, 基于医药行业六个子行业的日度收益率变化, 研究不同医药子行业之间的关联程度和相互之间的尾部风险传导路径, 主要目标如下:

第一, 对医疗行业子行业尾部风险进行风险测度, 并量化相应的传染风险;

第二, 从内部视角建立一个医药行业的尾部风险传染机制构建行业间尾部风险网络; 目的是刻画医疗行业内部的相关关系, 研究子行业间的风险传染路径;

第三, 挖掘子行业的行业特征及子行业间相关性的底层逻辑, 来提供更具有针对性的政策建议。

4. 模型及数据

4.1. TGARCH 模型

TGARCH 模型(Threshold GARCH)是一个条件异方差模型, 其中引入了阈值变量, 使得模型能够适应不同市场条件下的异方差性。TGARCH 模型的基本思想是, 在不同的市场条件下, 资产的风险可能发生显著的变化。这个模型考虑到了市场条件的变化, 并允许风险在不同的条件下表现出不同的波动性。

TGARCH 模型的一般形式如下:

具体而言, 每日收益率被定义为前后交易日收盘价格的自然对数的一阶差分, 并且为了减小数值误差, 将日收益率乘以 100

$$r_{mt} = \ln \left(\frac{p_{m,t}}{p_{m,t-1}} \right) \times 100$$

其中, r_{mt} 是第 t 期行业 m 的指数收益率, $p_{m,t}$ 是第 t 期行业 m 的指数收盘价格, $p_{m,t-1}$ 是第 $t-1$ 期行业 m 的指数收盘价格。

GARCH 模型可以较为准确的描述金融时间变量的尖峰厚尾和波动集聚, 波动集聚性是指在大的变化之后跟随大的变化, 或者小的变化之后跟随小的变化。初步检验, 6 个子行业指数日收益率的峰度均大于 0.8, 呈现出尖峰厚尾性; JB 检验统计量表明收益率序列不服从正态分布; ARCH 效应检验表明在滞后 10 阶情况下, 各个收益率序列存在异方差性, ADF 单位根检验表明各个收益率序列是平稳的。因此, 基于以上日收益率序列的基本描述性统计, 判断各行业收益率符合尖峰厚尾不符合正态分布, 平稳的、无自相关现象且存在 ARCH 效应, 具有波动集聚性, 符合 GARCH(1,1)模型的拟合, 可以有效地刻画多数金融时间序列波动性的动态过程。

在描述金融资产的时间序列边缘分布时, 传统的 ARCH 模型存在一个问题, 即需要考虑较多的滞后阶数, 这可能导致拟合效果不佳。为了解决这个问题, 引入了 GARCH 模型。GARCH 模型不仅可以处理较多的滞后阶数, 还使用条件方差较少的滞后项来替代扰动项, 从而改善了拟合效果。

GARCH 模型可以较为准确地描述金融时间变量的尖峰厚尾和波动集聚。尖峰厚尾是指金融资产的分布不符合正态分布, 波动集聚性是指在大的变化之后跟随大的变化, 或者小的变化之后跟随小的变化。GARCH 模型非常灵活, 在波动率预测中的适用性较强, 并且适用于所有指数、所有分布假设和所有置信水平, GARCH(1,1)模型可以有效地刻画多数金融时间序列波动性的动态过程。由于 t 分布比正态分布具有更厚的尾部, 故本文选取偏 t 分布的 GARCH(1,1)模型:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= \sigma_t + e_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \sigma_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \\ e_t &\sim t(n) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, μ_i 和 σ_i 分别是收益率 r_i 的均值和方差, ε_i 是随机误差项, α 和 β 为未知参数。

4.2. Copula 模型

Copula 函数刻画随机变量相依结构的重要工具, 可以将 N 个边缘分布连接成一个 N 维联合分布函数, 且边缘分布可以是任意形式, 从而可以灵活构造多元联合分布。1959 年 Sklar 提出 Copula 理论, 指出一个联合分布可以分解为一个 Copula 函数于多个边缘分布, 也就是对于 n 维随机变量 y_1, y_2, \dots, y_n 存在一个 n 维 Copula 函数, 使联合分布函数为:

$$F(y_1, y_2, \dots, y_n) = C(F_1(y_1), \dots, F_n(y_n)) \quad (2)$$

Copula 函数包含变量里的大部分相依信息, 也能刻画出相关关系的程度大小。相比于传统相关关系的分析方法, Copula 函数能够有效提高结果的准确性。

假设一个 N 维 Copula 函数, 表达式为, 必须满足三个条件:

- 1) 定义域为 $[0,1]^N$;
- 2) $C(U_1, U_2, \dots, U_N)$ 有零基面且 N 维递增;
- 3) 对于任意变量 $U_i \in [0,1]$, $t=1, 2, \dots, N$, 则有 $C(U_1, U_2, \dots, U_N) = U_t$ 。

4.3. CoVaR 模型

Adrian 等首次从风险溢出的角度给出了 CoVaR 的定义,

$$P_r(X^i \leq \text{CoVaR}_q^{ij} | X^j = \text{VaR}_q^j) \quad (3)$$

其中, CoVaR_q^{ij} 表示在显著性水平为 q 的情况下, 行业 i 在行业 j 处于某风险价值时的风险价值水平。 CoVaR_q^{ij} 本质上是一种条件风险价值 VaR_q^{ij} , VaR_q^{ij} 是行业 i 关于行业 j 的条件风险价值, 用以衡量行业 i 的总风险价值, 包括在显著性水平 q 下行业 i 的无条件风险价值 VaR_q^i 以及行业 j 的极端风险事件对行业 i 的风险溢出价值, 而行业 j 的风险事件对行业的风险溢出价值 $\Delta\text{CoVaR}_q^{ij}$ 为 CoVaR_q^{ij} 和 VaR_q^i 的数值之差。

$$\Delta\text{CoVaR}_q^{ij} = \text{CoVaR}_q^{ij} - \text{VaR}_q^i \quad (4)$$

其中, $\Delta\text{CoVaR}_q^{ij}$ 反映了行业 j 对行业 i 的风险溢出效应的大小, 由于不同行业 i 的无风险价值 VaR_q^i 相差很多, 为了方便研究, 对其标准化处理得到 j 对 i 的风险溢出度 $\% \text{CoVaR}_q^{ij}$ 。

$$\% \text{CoVaR}_q^{ij} = \frac{\Delta\text{CoVaR}_q^{ij}}{\text{VaR}_q^i} \times 100\% \quad (5)$$

4.4. 二次指派程序(QAP)

二次指派程序(QAP)通常被用于社会网络研究, 是立足关系数据展开随机置换的非参数验证方法。参考已有研究将每个子行业当作行动者, 不同子行业间行业自身风险水平对尾部风险跨行业溢出的影响视作两个不同行动者间的关系; 各子行业两两间尾部风险差异数值则形成关系数据差异矩阵。基于此, 将尾部风险差异矩阵当作被解释变量, 将各子维度差异矩阵当作解释变量, 构建关系数据计量模型展开 QAP 相关性分析与回归分析, 剖析差异的形成机理, 具体模型如下: $y = f(Y1, Y2, Y3, Y4, Y5, Y6)$ 其中, y 表示尾部风险差异矩阵。Y1 至 Y6 依次表征 6 个子行业的差异矩阵。

研究逻辑如图 1 所示。

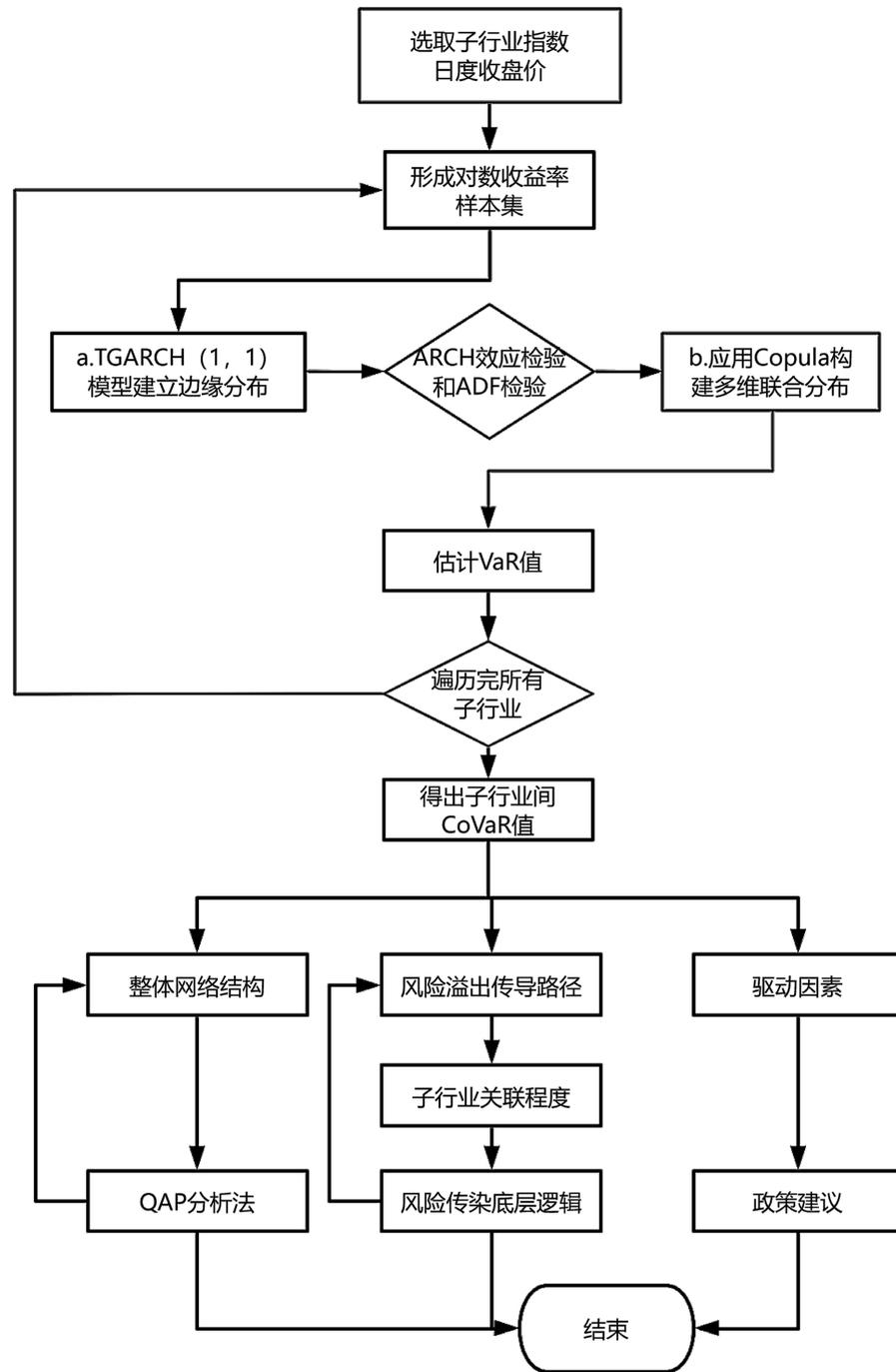


Figure 1. Model logic program
图 1. 模型逻辑图

5. 实证分析

5.1. 描述性统计

由表 1 可知, 6 个子行业指数日收益率的峰度均大于 0.8, 呈现出尖峰厚尾性; JB 检验统计量表明收益率序列不服从正态分布; ARCH 效应检验表明在滞后 10 阶情况下, 各个收益率序列存在异方差性,

ADF 单位根检验表明各个收益率序列是平稳的。因此，基于以上日收益率序列的基本描述性统计对其进行建模分析。

Table 1. The basic descriptive statistics of daily returns for industry indices

表 1. 各行业指数日收益率的基本描述性统计

序列	化学制药	生物制品	医疗器械	医药商业	中药	医疗服务
Max	6.166019368	7.59133824	10.49508804	5.695018032	5.69477752	9.481346225
Mean	0.026834404	0.020087575	0.041051782	-0.004694372	0.016257566	0.056168748
Std	1.593762952	1.929582165	1.830833562	1.592194676	1.57356409	2.204982486
Skewness	-0.194019285	-0.109297853	-0.012733994	0.068105526	-0.114357258	-0.014425954
Kurtosis	1.014211215	0.831401056	1.429271404	1.289885417	1.017161283	0.993274909
JB 检验	60.8816***	37.74290908***	105.9571***	87.0199***	55.8956***	50.6156***
ADF	-3.435378572***	-3.435374708***	-3.435378572***	-3.435378572***	-3.435374708***	-3.435374708***

注：数据来源于 Choice 金融数据库，***、**、* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平上显著。

5.2. GARCH 模型参数估计

上述分析结果表明，样本的收益率序列不服从正态分布，且存在 ARCH 效应。但传统的 GARCH 模型假设其残差服从正态分布，所以本文利用 t-GARCH(1,1) 模型对边缘分布序列进行建模。表 2 给出了 t-GARCH(1,1) 模型的参数估计结果，大部分参数估计结果都在 1%、5% 和 10% 水平上显著。 $\alpha + \beta < 1$ 且接近于 1，说明收益率序列具有集聚效应和较强的持续性；shape 值和显著性再次说明了收益率序列尖峰厚尾的特点。对构建模型后的残差序列进行 Q 检验和 ARCH 效应检验，结果显示模型残差不存在自相关与异方差问题，说明 t-GARCH(1,1) 模型能较好拟合各收益率序列。

Table 2. GARCH model parameter estimation results

表 2. GARCH 模型参数估计结果

	化学制药	生物制品	医疗器械	医药商业	中药	医疗服务
μ	0.0520	0.1099	0.1005	-0.0854	-0.0124	0.1939
ω	0.0774**	0.0938**	0.1474**	0.0575**	0.0913**	0.2439**
α	0.0426**	0.0554**	0.0501**	0.0614**	0.076**	0.0752**
β	0.9290**	0.9214**	0.9103**	0.9165**	0.8846**	0.08703**

注：***、**、* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平上显著。

5.3. Copula 建模

各收益率序列在 t-GARCH(1,1) 建模后，对通过自相关检验和异方差检验的残差序列进行标准化变换，根据标准化残差序列所对应的概率积分变换序列进行 Copula 建模，根据 AIC、BIC 准则以及似然函数值确定最佳的 Copula 模型，在此基础上计算在险价值 VaR 以及条件在险价值 CoVaR，研究医药行业内部各子行业间的风险溢出效应。限于篇幅，只给出医药行业综合与林业的 Copula 模型选择结果，见表 3。可知 t-Copula 的 loglikelihood 的值最大，AIC 和 BIC 的值最小，说明 t-Copula 函数拟合效果最好，刻画各边缘分布的联合分布最优，故选择 t-Copula 函数模型来建模并分析风险溢出效应。实证证明其他组的

Copula 模型选择结果与该组一致。

Table 3. Comparison of Copula model selection metrics across industries
表 3. 各 Copula 模型选择相关指标值对比

Copula 模型	loglikelihood	AIC	BIC
Gaussian	811.668	-1619.3368	-1608.9981
t	816.776	-1627.5526	-1612.0446
Clayton	646.842	-1287.6849	-1272.1769
Bcc	754.749	-1497.4984	-1466.4823

5.4. CoVaR 结果及分析

在选择最佳 Copula 函数构建模型之后, 计算各子行业在 95% 的置信水平下的在险价值 VaR, 结果见表 4。不同子行业的在险价值 VaR 存在显著差异, 尤其是医疗服务行业 VaR 值与其他几个子行业相差较大, 为 3.54, 在各个子行业中位列最高。原因是医疗服务行业不同于医药行业中其它子行业, 所包含的范围更广, 承担风险越大, 风险甚至会同时涉及几个其它子行业。医疗服务行业是为了发展地区经济, 全面开发利用医药行业资源而进行的综合性生产建设活动, 不仅是投入产出活动而且包括市场建设, 是推动传统医药行业向现代医药行业转型的关键。

Table 4. VaR values for each sub-industry
表 4. 各子行业 VaR 值

	化学制药	生物制品	医疗器械	医药商业	中药	医疗服务
VaR	-2.5771	-3.1351	-2.9724	-2.6104	-2.5465	-3.5364

Table 5. The risk spillover matrix (in percentages) for each sub-industry
表 5. 各子行业各子行业风险溢出矩阵(%)

	化学制药	生物制品	医疗器械	医药商业	中药	医疗服务	溢出总值
化学制药	0	69.73895249	73.59815528	78.29817917	84.49272351	56.46318923	362.5911997
生物制品	100.3271761	0	86.21550991	189.8748384	93.07925983	66.67147259	536.1682569
医疗器械	96.47224157	77.99894301	0	85.97858886	91.18164267	65.76436903	417.3957851
医药商业	78.65840876	60.10156055	65.54949507	0	82.32705739	45.38312479	332.0196466
中药	80.41884507	61.07778359	65.44984716	77.82859788	0	45.37049672	330.1455704
医疗服务	103.8557243	84.48295728	196.3415712	82.04837826	89.54531743	0	556.2739485
接收总值	459.7323958	353.4001969	487.1545787	514.0285826	440.6260008	279.6526524	-

以在险价值 VaR 为基础, 计算得到在 95% 的置信水平下风险溢出值 ΔCoVaR 和风险溢出度 $\% \text{CoVaR}$ 。其中, 风险溢出度 $\% \text{CoVaR}$ 消除了量纲的影响更利于比较分析, 故给出各子行业间的风险溢出度矩阵, 结果见表 5。可知, 医药行业内部存在较强的关联性与风险溢出效应, 且各子行业间的风险溢出效应存在显著差异。风险溢出度较高的是医疗服务对医疗器械, 为 196.34%; 生物制品对医药商业, 为 189.87%; 医疗服务对化学制药, 为 103.86%。风险溢出度最小的是中药对医疗服务行业, 仅为 45.37%。不同行业间的风险溢出程度差距较大, 最大值是最小值的 4.3 倍。从风险溢出总值与风险接收总值来看, 医疗服务

行业的风险溢出总值最大但风险接收总值却最小,可见医疗服务行业在整个医药行业系统中承担风险输出源的角色,而医药商业行业则承担着风险接收源的角色。医疗器械行业无论是从风险接收角度还是从风险接收角度都占据重要地位。在极端条件下,医药行业内部某子行业如医疗服务行业发生极端风险事件时,由于关联性可能传染到医药行业内部其他子行业,进而可能传染到整个医药行业,引发医药行业系统性风险。

6. 结论与启示

通过对医药行业指数日收益率数据进行建模实证分析,发现医药行业内部存在较强的相关性和风险溢出效应,且各子行业间的风险溢出效应存在显著差异。在医药行业系统中医疗服务行业扮演风险溢出的角色,而医药商业行业则是承担风险接收的角色。极端条件下医药行业某子行业的风险事件,可能会引发整个医药行业的系统性风险。医疗服务行业在调整产业经济、促进增收方面占据重要地位,应尤为注意其风险问题,避免引起大的医药行业系统性风险。医药商业行业是中国医药安全的基石,与医药安全问题事关社会稳定,应高度关注医药商业行业的发展,制定合适的粮食价格政策,在防范医药行业系统性风险的同时确保国家社会安全稳定。

参考文献

- [1] 孙健,曹丽君.我国医药行业风险管理现状及发展趋势[J].中国新药与临床杂志,2023,42(10):655-658.
- [2] 武霞,邵蓉.风险投资视角下的创新药物研发激励体系模型研究[J].中国新药杂志,2020,29(20):2286-2293.
- [3] 杨涛,魏云捷.医药政策变动对二级市场影响的实证研究:基于集合经验模态分解[J].管理评论,2021,33(3):66-74.
- [4] 刘超,刘彬彬.金融机构尾部风险溢出效应——基于改进非对称 CoVaR 模型的研究[J].统计研究,2020,37(12):58-74.
- [5] 刘华玲,梁华璧.特大城市突发公共卫生事件冲击下医药行业风险测度与溢出效应研究[C]//第十八届(2023)中国管理学年会暨“一带一路”十周年研讨会论文集.2023:228-240.
- [6] 沈悦,孟万山,龙腾,等.美国货币政策对我国系统性金融风险的溢出效应——兼论重大突发事件冲击的影响[J].经济问题探索,2023(12):160-174.
- [7] 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.
- [8] 肖崎,黄泽彬.企业金融化视角下实体行业对金融体系的系统性风险溢出效应研究[J].投资研究,2023,42(11):14-30.
- [9] 李博阳,张嘉望,沈悦.中国金融市场风险溢出效应及其时空特征——基于溢出指数方法与 DCC-GARCH 模型[J].运筹与管理,2023,32(8):193-199.
- [10] 乔海曙,李颖,欧阳昕.产业关联、共同信息溢出与行业股指联动[J].系统工程理论与实践,2016,36(11):2737-2751.
- [11] 叶五一,谭轲祺,缪柏其.基于动态因子 Copula 模型的行业间系统性风险分析[J].中国管理科学,2018,26(3):1-12.
- [12] 贾妍妍,方意,荆中博.中国金融体系放大了实体经济风险吗[J].财贸经济,2020,41(10):111-128.
- [13] 黄昌利,尚友芳,刘向丽.行业特征、实体经济与金融业风险溢出[J].宏观经济研究,2021(3):5-24+110.
- [14] 马亚明,胡春阳.脱实向虚和金融强监管对金融实体行业间极端风险关联的影响[J].统计研究,2021,38(4):74-88.
- [15] 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.
- [16] Mensi, W., et al. (2021) Asymmetric Volatility Connectedness among U.S. Stock Sectors. *North American Journal of Economics and Finance*, 56, Article ID: 101327.
- [17] Naem, M.A., Karim, S. and Tiwari, A.K. (2022) Quantifying Systemic Risk in US Industries Using Neural Network

Quantile Regression. *Research in International Business and Finance*, **61**, Article ID: 101648.
<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101648>

- [18] Nguyen, L.H., Nguyen, L.X.D. and Tan, L. (2020) Tail Risk Connectedness between Us Industries. *International Journal of Finance & Economics*, **26**, 3624-3650. <https://doi.org/10.1002/ijfe.1979>