

教育板块对金融市场风险传染的影响测度

杨杰胜^{1,2}, 孙 荣^{1,2}

(1. 重庆工商大学数学与统计学院, 重庆 400067; 2. 重庆工商大学社会经济应用统计重庆市重点实验室, 重庆 400067)

摘要: 风险测度是投资决策和风险管理过程中至关重要的一环,它有助于投资者更好地理解和管理其投资组合的风险,并最大限度地实现其投资目标。使用 GARCH(广义自回归条件异方差)模型与 Copula 模型对上证指数、沪深 300 指数以及深证成指数与教育指数的日收益率进行建模。研究结果表明:样本期内,上证指数、沪深 300 指数以及深证成指数作为综合股票指数,相较于教育指数,其抗风险能力更强;上证指数、沪深 300 指数以及深证成指数与教育指数间存在明显的双向风险溢出效应且风险传染强度不对称;研究中发现 VaR(在险价值)以及 CoVaR(条件在险价值)一般会低估市场的风险和市场的条件风险。

关键词: CoVaR(条件在险价值); CoES(条件预期亏损); GARCH(广义自回归条件异方差)模型; Copula; 风险传染

中图分类号: F830 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2024)21-0152-06

股票市场中的风险传染指的是一种现象,即当某个特定的事件或因素引发一只或多只个股价格的剧烈波动时,这种波动可能会扩散到其他相关的个股或整个股票市场,从而导致更广泛的市场风险。研究选取上证指数、沪深 300 指数以及深证成指数与教育指数进行风险测度研究,研究目的是探究教育板块相关股票对中国金融市场风险传染机制以及风险溢出强度。

在研究金融市场之间相依关系时的常用方法是 Copula 函数, Copula 函数在金融领域被广泛应用于描述市场变量之间的相关性,它在度量变量间的依赖结构方面具有重要地位。Sklar^[1]提出了 Copula 函数的概念,并将其作为描述多变量相关性的工具引入统计分析领域。Nelsen^[2]详细解释了 Copula 函数的定义、构造和性质,并讨论了 Copula 与边际分布之间的关系。

除了寻找金融市场不同股指之间的相依关系,对各个估值进行风险测算也尤为重要。进行风险测算的工具主要有方差-协方差方法、VaR(value at risk, 在险价值)等。但 VaR 主要关注个体风险,即投资组合的整体最大可能损失而忽略了风险传染效应,且 VaR 对尾部风险的捕捉不够准确。故针对 VaR 在风险传染方面存在的局限性,Adrian 和 Brinnermeier^[3]提出了 CoVaR(conditional value at risk, 条件在险价值),CoVaR 更关注系统性风险,

即金融市场中的风险传染效应或系统性压力情况下的投资组合损失。而对于尾部风险捕捉不够精确的问题,Artzner 等^[4]提出了 ES(expected shortfall, 预期亏损)与 CoES(conditional expected shortfall, 条件预期亏损),与 VaR 相比,ES 不仅提供概率信息,还提供关于损失程度的具体信息,对尾部风险捕捉更为精确。同样的,CoES 的提出是为了弥补传统的 CoVaR 对尾部捕捉的不足。为了衡量一个金融机构在其他机构出现极端情况时的潜在损失或预期损失, ΔCoVaR 与 ΔCoES 应运而生。在 Adrian 和 Brinnermeier^[4]提出 CoVaR 的同时,还提出了 ΔCoVaR ,以此来测量某个金融机构对整个金融系统的系统性风险的贡献度。赵丙奇^[5]通过构建 GARCH(广义自回归条件异方差)-Copula-CoVaR 模型,分析了中国房地产市场对产业链相关行业风险溢出效应。曹洁和雷良海^[6]为了克服广义 CoVaR 的局限性,提出了广义 CoES 方法。邹辉文和陈艳珍^[7]构建时变的 Copula-CoES 模型研究疫情前后上海原油期货和 6 个主要亚洲股市之间的相依性和极端风险溢出。李强^[8]通过构建 Copula-CoES 模型并结合自回归分数积分移动平均模型、自适应广义自回归条件异方差模型、广义 Pareto 分布以及偏 t 分布对中国支柱行业指数与沪深 300 指数的风险溢出进行度量研究。Alfaro 和 Inzunza^[9]使用了 GARCH 模型、T-GARCH(T 分布广义自回

收稿日期: 2024-06-18

作者简介: 杨杰胜(1999—),男,重庆人,硕士研究生,研究方向为金融统计;通信作者孙荣(1973—),男,四川达州人,教授,研究方向为保险精算、应用统计。

归条件异方差)模型分析了标准普尔 500 指数。Zhang 等^[10]利用 Copula-DCC-GARCH(Copula 相关动态条件异方差)模型研究了 2009—2021 年中国几个金融部门与股票市场之间的系统性风险溢出。Zehri^[11]采用 GARCH-Copula-CoVaR 方法对美国股市对中国、日本、韩国等股市收益的极端风险溢出效应进行了实证研究。彭选华^[12]融合 D-vine(D-树型)-Copula 理论与 DCC-GARCH(动态条件相关广义自回归条件异方差)理论构建了 D-vine-Copula-DCC-GARCH 模型。高大良和童茜^[13]通过 DCC-GARCH t-copula 模型检验了新冠肺炎疫情期间黄金和比特币分别对中国股票市场的避险差异。高瑞和卢俊香^[14]将 GARCH 模型与 Copula 模型相结合,建立二元金融时间序列的 Copula-GARCH 模型以研究中美大豆期货市场的相关关系。

通过综合分析以上学者的研究可以看出,在金融领域,特别是风险管理方面,Copula 模型及其衍生模型在研究中扮演着重要角色。这些研究致力于探究不同资产之间的关联性和风险传导效应,为金融市场的风险管理提供了新的视角和方法。结合前人的研究,综合运用 GARCH 模型与 Copula 模型,并使用 VaR 与 ES、CoVaR 与 CoES 进行风险测度研究,比较风险测度工具优缺点的同时,帮助投资者和决策者更好地管理投资风险、优化资产配置、制定有效决策,以及维护金融市场的稳定和健康发展。

1 模型与方法

1.1 GARCH 模型

为了后续 Copula 建模,且由于金融时间序列往往呈现尖峰、厚尾及波动集群的特性,本文首先使用 GARCH 模型对 3 个收益率序列进行边缘分布拟合。GARCH(p, q)模型的定义如下:

$$\begin{cases} r_t = f(t, r_{t-1}, r_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = e_t \sqrt{h_t} \\ h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_p h_{t-p} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f(t, r_{t-1}, r_{t-2}, \dots)$ 为序列 $\{r_t\}$ 的确定性信息拟合模型; h_t 为条件方差; e_t 为独立同分布序列; α_0 为常数项; $\alpha_1 \sim \alpha_q$ 为滞后项系数; $\beta_1 \sim \beta_p$ 为滞后方差项系数; ε_t 为残差项。

在实际交易市场中,金融收益序列往往不符合正态分布的假设。因此,为了更准确地描述金融资产收益率序列的非对称性,研究者提出了使用诸如 t 分布、偏 t 分布、GED 分布、偏 GED 分布等替代正

态分布的假设。故本文假设标准化残差服从偏 t 分布,从而在计算 CoVaR 时结果更加准确。该模型密度函数如下:

$$f(z_t; \lambda, \eta) = \begin{cases} bc \left[1 + \frac{1}{\lambda-2} \left(\frac{bz_t + a}{1-\eta} \right)^2 \right]^{-(\lambda+1)/2}, & z_t < -\frac{a}{b} \\ bc \left[1 + \frac{1}{\lambda-2} \left(\frac{bz_t + a}{1-\eta} \right)^2 \right]^{-(\lambda+1)/2}, & z_t \geq -\frac{a}{b} \end{cases} \quad (2)$$

式中: λ 为偏 t 分布的自由度,且 $2 < \lambda < \infty$; η 为对称性参数, $-1 < \eta < 1$; $a = 4\eta c \frac{\lambda-2}{\lambda-1}$; $b^2 = 1 + 3\eta^2 - a^2$;

$c = \frac{\Gamma(\frac{\lambda+1}{2})}{\sqrt{\pi(\lambda-2)}\Gamma(\frac{\lambda}{2})}$ 。由式(2)可知,偏 t 分布的灵

活性很强,当 $\eta=0, \lambda \rightarrow \infty$ 时,以及当 $\eta=0, \lambda$ 为有限值时,偏 t 分布分别退化为标准正态分布和标准 t 分布。

1.2 Copula 函数的介绍

Copula 理论于 1959 年由 Sklar^[1] 最先提出, Copula 被翻译为“连接”,非常形象直观地体现了 Copula 的作用和意义,即连接函数。随着理论和计算技术的不断进步与完善, Copula 函数的相关计算变得方便快捷,于是经常被用来度量变量的相关性。在现有的研究中不难发现, Copula 函数在金融市场间的风险研究中尤为重要,因为 Copula 函数不仅可以准确地描述金融资产之间的相依性结构,还可以灵活地选择不同的多元分布以适应不同类型的金融资产。在研究和实践中,使用 Copula 函数分析金融时间序列的相依结构已成为研究热点。Copula 理论是将一个联合分布函数分解为一个 Copula 函数和 n 个边缘分布函数, Copula 函数通过构造变量的联合分布表现变量的整体相关性^[1]。由于本文只涉及了二元的 Copula 函数,故在此只介绍二元 Copula 函数的相关性质:① $C(\cdot, \cdot)$ 定义域为 I^2 , 即 $[0, 1]^2$; ② $C(\cdot, \cdot)$ 有零基面且是二维递增的; ③ 对任意变量 $u, v \in [0, 1]$, 满足 $C(u, 1) = u$ 和 $C(1, v) = v$ 。

假定 $F(x), G(x)$ 是一元分布函数且连续,令 $u = F(x), v = G(y)$, 则 u, v 均服从 $[0, 1]$ 均匀分布,即 $C(u, v)$ 是个边缘分布服从 $[0, 1]$ 均匀分布的二元分布函数,且对于定义域内的任意一点 (u, v)

均有 $0 \leq C(u, v) \leq 1$ 。

1.3 风险测度工具 VaR 与 ES

在过去的几十年里,特别是自 2007—2009 年金融危机以来,人们对金融机构、市场或服务之间的相互联系所造成的传染风险(也称为系统性风险)建模的兴趣越来越大。在投资组合风险分析中,当投资组合中一个或多个组成部分的崩溃最终可能导致其他组成部分的崩溃,使整个投资组合处于风险之中时,就会出现传染风险。从风险度量的角度来看,传染风险将重点放在有条件而不是无条件的风险分布上。这使得有必要调整金融业通常使用的风险度量,如风险价值(VaR)和预期亏损(ES),以纳入相互作用的影响。给定一个具有连续分布函数 F 的风险 X ,其在水平 p (或 p 分位数)的风险价值(或 VaR)定义为 $\text{VaR}_p[X] = F^{-1}(p) = \inf\{x; F(x) \geq p\}, p \in (0, 1)$ 。

即金融资产在一定置信水平下可能发生的最大损失。如果某一特定时期内的投资组合收益率为 r_t ,则在置信水平 $1-\alpha$ 下的在险价值 VaR 表达式为

$$P(r_t \leq \text{VaR}_{\alpha,t}) \quad (3)$$

由式(3)可知, $\text{VaR}_{\alpha,t}$ 即资产 r_t 在 α 处的分位数。VaR(风险价值)在风险管理中的广泛应用得益于其独特的优点,包括市场透明度增加、前瞻性预测以及易于理解与掌握。然而,一个好的风险衡量指标应该具有的原则包括单调性、次可加性、正齐性和平移不变性。但 VaR 不满足其中的次可加性,即投资组合的 VaR 可能大于其各组成部分 VaR 之和。这意味着 VaR 可能低估了投资组合的整体风险。

为了克服 VaR 的这一缺陷,学者们提出了预期亏损(ES)这一风险测度工具。ES 衡量的是损失超过 VaR 的条件期望损失,它考虑了极端情况的可能性,因此能够更全面地反映投资组合的尾部风险。ES 具有单调性、次可加性、正齐性和平移不变性等良好性质,使得它成为一个更加全面和准确的风险测度工具。ES 的表达式为

$$\begin{cases} \text{ES}_p(X) = E[X | X > \text{VaR}_p(x)] \\ \text{ES}_p(X) = \frac{1}{1-p} \int_p^1 \text{VaR}_t[X] dt, p \in (0, 1) \end{cases} \quad (4)$$

虽然 VaR 可以衡量金融投资组合或金融机构的风险暴露,但它只考虑了单个金融机构本身的风险,并没有对系统性风险进行全面评估。CoVaR 通过引入条件描述统计量,考虑了整个金融系统中的相互关联和互动。CoVaR 测量的是在系统性压力

下,金融机构对系统性风险的贡献程度。它基于历史数据,考虑了金融机构之间的相关性,可以更准确地估计金融机构在系统性风险中的角色和风险敞口。CoVaR 的引入使我们能够更全面地评估金融系统的稳定性和风险传染程度。通过结合 VaR 和 CoVaR,可以更好地识别系统性风险、评估金融机构的风险贡献,并采取相应的风险管理和监管措施。金融市场 i 关于金融市场 j 的条件在险价值表示为 $\text{CoVaR}_{\alpha,t}^{i|j}$,反映当金融市场 j 出现极端风险时,金融市场 i 所面临的风险值,可表示为

$$P(X^i \leq \text{CoVaR}_{\alpha,t}^{i|j} | X^j) = \alpha \quad (5)$$

式中: $X^j = \text{VaR}_{\alpha,t}^j$ 由式(5)可知;CoVaR 与 VaR 类似也是一个分位数,通过 CoVaR 可以得到金融市场 j 在极端事件下对金融市场 i 的风险溢出为

$$\begin{aligned} \Delta \text{CoVaR}_{\alpha,t}^{i|j} &= \text{CoVaR}_{\alpha,t}^{i|X^j = \text{VaR}_{\alpha,t}^j} - \\ &\text{CoVaR}_{\alpha,t}^{i|X^j = \text{VaR}_{0.5,t}^j} = \alpha \end{aligned} \quad (6)$$

CoES 是在 CoVaR 的基础上引入的概念,用于衡量金融机构在系统性风险中的贡献程度。CoES 表示在特定金融机构受到压力时,整个金融系统的平均预期损失。相对于 CoVaR,CoES 关注了尾部损失的均值而不仅仅是单一分位点上的期望损失,在捕捉系统性风险时更关注整个金融市场的极端尾部损失情况。

假设独立金融机构 j 处于极端风险下,则金融机构 j 对整个金融系统造成的预期损失 ES 可以表示^[15]为

$$\text{CoES}_{\alpha,t}^{i|X^j = \text{VaR}_{\alpha,t}^j} = E(X^i \leq \text{CoVaR}_{\alpha,t}^{i|X^j = \text{VaR}_{\alpha,t}^j} | X^j) \quad (7)$$

独立金融机构 j 对整个系统 i 风险的溢出效应可表示为

$$\Delta \text{CoES}_{\alpha,t}^{i|j} = \text{CoES}_{\alpha,t}^{i|X^j = \text{VaR}_{\alpha,t}^j} - \text{CoES}_{\alpha,t}^{i|X^j = \text{VaR}_{0.5,t}^j} \quad (8)$$

式中: i 表示整个系统; j 表示独立金融机构。

2 实证研究

2.1 数据选取及描述性统计

为了比较 VaR 与 ES 两种风险测度工具之间的差异,选择上证指数(SZIndex)、沪深 300 指数(HS300)、深证成指数(SZCZS)以及教育指数(EDU)的日收盘价格作为本文的研究对象。时间序列为 2010 年 1 月 4 日至 2024 年 5 月 31 日。对在此期间 4 只股票指数的不同交易日期进行了过滤,最终保留了每只股票的 3 499 个日收盘价进行后续研究。根据所选的收盘价 P_t ,得出各资产的对数收益率为 $R_t = \ln P_t - \ln P_{t-1}$ 。变量描述性统计结果见表 1。

表 1 变量描述性统计

收益率序列	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 检验	ARCH 检验	ADF 检验
SZIndex	-0.000 014	0.012 712	-0.891 539	6.437 029	6 514.984 1***	435.48***	-42.082 7***
EDU	0.000 321	0.022 032	-0.482 862	3.111 576	1 550.799 0***	850.52***	-38.757 3***
HS300	0.000 004	0.013 846	-0.624 442	4.891 703	3 722.641 3***	377.25***	-42.606 5***
SZCZS	-0.000 105	0.015 566	-0.637 090	3.681 202	2 216.662 3***	389.99***	-41.775 6***

注:***表示在 1%的显著性水平。

根据表 1,4 只指数收益率的均值均在 0 附近,但标准差存在一定差异。上证指数、沪深 300 指数以及深证成指数较教育指数的收益率标准差更小。根据偏度可以推断 4 只指数收益率序列均呈现厚尾的特征,但从峰度来看,上证指数与沪深 300 指数尖峰特征最为明显,深证成指数与教育指数并没有明显尖峰的情况。通过 J-B(Jarque-Bera)检验可以拒绝服从正态分布的假设,表明这些序列可以考虑服从 t 分布、偏 t 分布。ARCH-LM 检验(自回归条件异方差检验)表明序列存在 ARCH 效应,且 ADF(augmented dickey-fuller)单位根检验可以看出各收益率序列均平稳,故可以使用 GARCH 模型进行建模。综合对比了标准 GARCH、T-GARCH、E-GARCH(指数广义自回归条件异方差模型)、GJR-GARCH(广义自回归条件异方差模型)后,发现模型拟合效果最好的是标准 GARCH,且 GARCH(1,1)模型已经满足对收益率序列的时变波动特征的刻画,故本文采用标准 GARCH(1,1)模型进行拟合收益率的残差序列。

2.2 边缘分布模型的估计及 Copula 模型的选择

GARCH(1,1)模型的参数估计结果见表 2。在显著性水平为 1%的情况下,大多数参数的显著不为 0,这表明 GARCH(1,1)模型能够很好地描述收益率序列的波动性。K-S(Kolmogorov-Smirnov)检验均大于 5%,故不能拒绝标准化后的残差序列进行概率积分转换后的序列服从 $U(0,1)$ 均匀分布的假设,满足建立 Copula 模型的条件。

根据表 2 的结果,均通过 K-S 检验,可以建立 Copula 模型,利用 AIC(赤池信息准则)、BIC(贝叶

表 2 GARCH(1,1)模型参数估计结果

收益率序列	α	β	ω	K-S 检验 P 值
SZIndex	0.054 505***	0.938 898***	0.000 001**	0.205 9
EDU	0.088 276***	0.898 539***	0.000 007**	0.584 5
HS300	0.053 488***	0.940 315***	0.000 001*	0.459 7
SZCZS	0.054 548**	0.934 166***	0.000 003*	0.369 9

注:***、**、*分别表示 1%、5%、10%的显著性水平。

斯信息准则)筛选出上证指数与教育指数、沪深 300 指数与教育指数以及深证成指数与教育指数的 Copula 模型,结果均为 t -Copula 模型。

2.3 风险测度结果

2.3.1 在险价值的度量

使用蒙特卡罗模拟方法进行风险测度研究。选取合适 Copula 模型后,通过蒙特卡洛模拟出每个收益率序列后通过 VaR 的计算公式即式(3),计算得到不同置信水平下的 VaR,再使用式(4)计算得到不同置信水平下的 ES,结果见表 3。

由表 3 可知,教育指数的 VaR、ES 值相比于其他 3 只指数均较大,说明教育板块股票所面临的风险最高,即潜在的损失也最大。而上证指数、沪深 300 指数以及深证成指数作为综合股票指数,其抗风险能力自然是要大于只包含教育板块股票教育综合指数,故该 3 只指数所面临的风险以及潜在损失均较小。且对比 ES 与 VaR 两种风险度量工具,不论是 10%分位数、5%分位数还是 1%分位数,ES 的值均小于 VaR,说明 VaR 总是低估了风险。

2.3.2 风险溢出值的度量

采用分位数回归法计算 CoVaR,分位数回归方法的核心思想是通过拟合多个分位数,而不仅仅是均值,来描述自变量对因变量的影响^[16]。这使得分位数回归方法在处理偏态数据和异常值时更为灵活。

设 X 、 Y 满足线性回归模型 $Y_i = \alpha + \beta X_i + \epsilon$,其中 ϵ 表示估计的残差,残差值越小说明估计的精

表 3 不同显著性水平下的 VaR 与 ES 值

收益率序列	10%	5%	1%	风险测度工具
SZIndex	-0.018 79	-0.022 39	-0.029 43	VaR
	-0.029 12	-0.038 01	-0.045 14	ES
HS300	-0.021 89	-0.026 09	-0.034 29	VaR
	-0.030 71	-0.035 53	-0.045 61	ES
SZCZS	-0.025 02	-0.029 82	-0.039 19	VaR
	-0.035 66	-0.040 91	-0.053 01	ES
EDU	-0.028 81	-0.034 33	-0.045 12	VaR
	-0.032 41	-0.042 16	-0.063 68	ES

度越高,估计的效果越好。用分位数回归可以对回归方程的系数 α 和 β 进行估计。

$$\min_{\alpha, \beta \in R} \sum_{t: Y_i \geq \alpha + \beta X_i} q(Y_i - \alpha - \beta X_i) + \sum_{t: Y_i < \alpha + \beta X_i} (1 - q)(\alpha + \beta X_i - Y_i) \quad (9)$$

由式(9)可知,要想估计得到 α 与 β ,只需要确定分位数 q 的取值即可。一般取 q 为0.05或0.01来度量极端风险下市场面临的损失。

根据VaR与 ΔCoVaR 的定义,要计算金融市场 j 在极端情况下对金融市场 i 的风险溢出值,建立分位数回归模型为 $\hat{X}_{q,j}^i = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i X^j$ 。通过分位数回归可以计算得到金融市场 i 在分位数 q 的预测值 $\hat{X}_{q,j}^i$,从而计算得到CoVaR和 ΔCoVaR 的值。再由式(7)和式(8)可以计算得到CoES与 ΔCoES 的值。

通过分位数回归计算的风险溢出值,首先要估计出 α 、 β 的值,再将 α 、 β 的估计值代入式(9)中结合VaR计算得到风险溢出值CoVaR与 ΔCoVaR ,计算结果见表4。

根据计算得到的风险溢出值结果可以看出,在5%的显著性水平下,上证指数与教育指数存在明显的风险溢出效应,表明当金融市场间发生极端风险时,容易出现风险溢出。根据表4中数据可以看出,上证指数、沪深300指数以及深证成指数对教育指数的风险溢出强度与教育指数对上证指数、沪深300指数和深证成指数的风险溢出强度并不对称,这也与市场情况相吻合。通过对比VaR与CoVaR以及ES与CoES,发现VaR以及ES的值均大于CoVaR以及CoES,说明使用VaR和ES度量往往会低估风险,通过建立相依关系得到的CoVaR以及CoES的度量则更为精确。

此外,可以从表4中发现,上证指数、沪深300指数以及深证成指数对教育指数的风险溢出强度大于教育指数的反向风险溢出强度,再一次说明了上证指数、沪深300指数以及深证成指数的抗风险

能力强于教育指数。且 ΔCoVaR 的值大于 ΔCoES 的值,即相对于 ΔCoES , ΔCoVaR 往往会低估风险溢出强度。

3 结论与建议

结合GARCH模型与Copula函数进行了风险测度研究。基于实证部分的结果,得出以下结论。

(1)样本期间内,上证指数、沪深300指数以及深证成指数作为综合股票指数,其反映了整个市场的价格走势与市场走势,故该3只指数拥有非常强的抗风险能力。而教育指数作为一只包含了大多教育板块股票的指数,其反映了教育行业在金融市场中的走势,相较于其他3只指数其结构较为单一,故抗风险能力较弱,这也与本文实证研究结论相符。

(2)使用CoVaR与CoES测度了两只指数的风险价值,实验结果表明,CoVaR与CoES相比,前者低估了风险,这与CoVaR与CoES的计算方法相关,前者基于历史数据以及置信水平计算出的条件风险价值,而后者是超过某个特定阈值的平均损失,故CoES对尾部的风险捕捉更为准确。

(3)从 ΔCoVaR 与 ΔCoES 的计算结果来看,上证指数、沪深300指数以及深证成指数对教育指数的风险溢出值明显大于教育指数的反向风险溢出值,表明风险溢出效应是不对称的。

鉴于此,一方面鼓励投资者和教育基金在构建投资组合时,不仅关注教育行业股票,还应考虑将资金分散投资于不同行业、不同地区的股票及债券等金融产品,以降低单一行业或板块带来的风险。通过多元化投资,可以有效对冲教育行业可能面临的特定风险,提高整体投资组合的抗风险能力;另一方面鼓励金融机构推广ES、CoES等更为精确的风险评估工具,以更全面地捕捉市场风险,特别是尾部风险。这有助于投资者和监管机构更准确地评估风险,制定更为有效的风险管理策略。

表4 5%置信水平下市场间风险溢出值

市场 j	市场 i	α	β	CoVaR	ΔCoVaR	CoES	ΔCoES
SZIndex	EDU	-0.025 35	1.206 18	-0.060 85	-0.026 18	-0.090 64	-0.029 54
HS300		-0.027 38	1.080 45	-0.055 53	-0.018 46	-0.075 02	-0.025 18
SZCZS		-0.024 00	1.090 05	-0.056 51	-0.021 32	-0.073 54	-0.026 16
EDU	SZIndex	-0.014 09	0.421 99	-0.028 57	-0.009 51	-0.031 22	-0.011 85
	HS300	-0.016 63	0.442 34	-0.034 65	-0.011 83	-0.048 84	-0.011 61
	SZCZS	-0.017 01	0.520 77	-0.038 57	-0.011 46	-0.054 21	-0.014 91

参考文献

- [1] SKLAR A. Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges[J]. Publications de l'Institut de Statistique de l'Université de Paris, 1959(8): 229-231.
- [2] NELSEN R B. An introduction to copulas[M]. New York: Springer, 2006.
- [3] TOBIAS A, BRUNNERMEIER M K. CoVaR[J]. The American Economic Review, 2016, 106(7): 1705.
- [4] ARTZNER P, DELBAEN F, EBER J M, et al. Coherent measures of risk[J]. Mathematical Finance, 1999, 9(3): 203-228.
- [5] 赵丙奇. 产业链视角下房地产市场风险溢出效应研究[J]. 社会科学战线, 2023(5): 97-105.
- [6] 曹洁, 雷良海. 基于广义 CoES 方法的金融业与房地产业风险溢出研究[J]. 运筹与管理, 2021, 30(4): 200-205.
- [7] 邹辉文, 陈艳珍. 上海原油期货与亚洲股市相依性和极端风险溢出: 基于动态 Copula-CoES 模型[J]. 福州大学学报(哲学社会科学版), 2022, 36(5): 31-42.
- [8] 李强. 基于 Copula-CoES 的资本市场、支柱行业及汇率风险溢出研究[J]. 管理工程学报, 2021, 35(1): 12-26.
- [9] ALFARO R, INZUNZA A. Modeling S&P500 returns with GARCH models[J]. Latin American Journal of Central Banking, 2023, 4(3): 100096.
- [10] ZHANG P, LÜ Z X, PEI Z, et al. Systemic risk spillover of financial institutions in China: a copula-DCC-GARCH approach[J]. Journal of Engineering Research, 2023, 11(2): 100078.
- [11] ZEHRI C. Stock market comovements: evidence from the COVID-19 pandemic[J]. The Journal of Economic Asymmetries, 2021, 24: e00228.
- [12] 彭选华. 基于 D-vine-Copula-DCC-GARCH 模型的比特币市场风险溢出效应研究[J]. 数理统计与管理, 2023, 42(4): 701-713.
- [13] 高大良, 童茜. 新冠疫情期间黄金与比特币对中国股市的避险差异研究: 基于 DCC-GARCH t-Copula 模型[J]. 系统科学与数学, 2024, 44(2): 326-341.
- [14] 高瑞, 卢俊香. 中美贸易摩擦下大豆期货市场相关性的实证研究: 基于 Copula-GARCH 模型[J]. 四川轻化工大学学报(自然科学版), 2021, 34(2): 95-100.
- [15] 崔静. 基于 CoES 模型的系统性金融风险测度[J]. 统计与决策, 2019, 35(20): 148-151.
- [16] KOENKER R, BASSETT JR G. Regression quantiles [J]. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1978, 46(1): 33-50.

Impact Measurement of Education Sector on Risk Contagion in Financial Markets

YANG Jiesheng^{1,2}, SUN Rong^{1,2}

(1. School of Mathematics and Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China;
2. Chongqing Key Laboratory of Socio Economic Application Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)

Abstract: Risk measurement is a crucial part of investment decision-making and risk management processes, which helps investors better understand and manage the risks of their investment portfolios, and maximize the achievement of their investment goals. GARCH (generalized autoregressive conditional heteroscedasticity) and Copula models were used to model the daily returns of the Shanghai Composite Index, Shanghai and Shenzhen 300 Index, as well as the Shenzhen Component Index and Education Index. The research results indicate that during the sample period, the Shanghai Composite Index, the CSI 300 Index, and the Shenzhen Component Index, as comprehensive stock indices, have stronger risk resistance compared to the Education Index. There is a significant bidirectional risk spillover effect and asymmetric risk contagion intensity between the Shanghai Composite Index, the CSI 300 Index, and the Shenzhen Component Index and the Education Index. Research has found that VaR (value at risk) and CoVaR (conditional value at risk) generally underestimate market risk and market conditional risk.

Keywords: CoVaR (conditional value at risk); CoES (conditional expected shortfall); GARCH (generalized autoregressive conditional heteroscedasticity) model; copula; risk contagion