

我国能源市场与沪深市场间的尾部相依性

尹孝兰, 黄永兴

(安徽工业大学 商学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 资源能源安全是事关国家经济社会发展的全局性、战略性问题, 对国家繁荣发展、人民生活改善、社会长治久安至关重要。选取 2020 年 1 月至 2021 年 12 月范围内的国证煤炭、国证电力与沪深 300 指数收盘价为样本, 运用 R 藤 Copula 模型分析我国能源市场和沪深市场之间的尾部相依性, 研究我国煤炭市场、电力市场和沪深市场的尾部相依风险关系, 且提出相关防范建议。实证结果发现: 国证电力和沪深 300 指数均和国证煤炭指数有着较强的正向相依性, 其中电力指数市场和煤炭指数市场有着强下尾相关性; 煤炭指数市场作为中间市场, 电力指数市场和沪深市场的间接传染结构仍呈现正相关, 尾部相依关系消失。因此在监管和防范上述 3 个市场的风险时, 要警惕煤炭市场的价格剧烈变化带来的强连锁反应, 投资者应重点关注煤炭市场价格指数的剧烈下跌对电力市场及沪深市场价格指数的负面冲击。

关键词: 能源市场; 沪深 300 指数; 尾部相依性; R 藤 Copula

中图分类号: F 832.5 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.22295



Tail Dependence Between China's Energy Market and Shanghai-Shenzhen Markets

YIN Xiaolan, HUANG Yongxing

(School of Business, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

Abstract: Resource and energy security is an overarching and strategic issue bearing on the country's economic and social development, and is crucial to national prosperity and development, the improvement of people's lives, and long-term social stability. Selecting the closing prices of China's coal, China's power and Shanghai-Shenzhen 300 index from January 2020 to December 2021 were taken as samples, and the R vine Copula model was used to analyze the tail dependence relationship between China's energy market and Shanghai-Shenzhen markets. The tail dependent risk relationship among China's coal market, China's electricity market, and Shanghai-Shenzhen markets was studied, and the relevant prevention suggestions were proposed. The empirical results show that there is a strong positive correlation between China's electricity and Shanghai-Shenzhen 300 indexes and China's coal index, and there is a strong down-tail correlation between power index and coal index. As the intermediate market, the indirect contagion structure of the coal index market and the Shanghai and Shenzhen markets still present a positive correlation, and the tail dependence relationship disappears. Therefore, in the supervision and prevention of risks in the three markets mentioned above, it is important to be wary of the strong chain reaction caused by the drastic changes in coal market price and investors should pay more attention to the negative impact on the sharp decline of price indexes of coal market, power market and Shanghai-Shenzhen market.

收稿日期: 2022-11-15

基金项目: 国家社会科学基金项目 (17BJY135)

作者简介: 尹孝兰 (1998—), 女, 安徽六安人, 硕士生, 主要研究方向为数理金融。

通信作者: 黄永兴 (1965—), 男, 江苏海门人, 教授, 主要研究方向为货币银行学、数理金融。

引文格式: 尹孝兰, 黄永兴. 我国能源市场与沪深市场间的尾部相依性 [J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2024, 41(2):204-212.

Keywords: energy market; Shanghai and Shenzhen 300 index; tail dependence; R vine Copula

目前, 在全球能源紧缺和价格剧烈震荡的背景下, 中国能源发展和安全保障面临新的挑战 and 风险^[1]。2021 年 10 月, 国家能源委员会第五次会议指出, 能源安全事关发展安全、国家安全。2023 年 7 月, 习近平总书记在江苏考察时强调, 能源保障和安全事关国计民生, 是须臾不可忽视的“国之大者”。能源市场的供求及价格稳定是保障能源安全的基本要求, 煤炭和电力能源作为生产生活的基础能源, 持续关注其资本市场的异常波动有利于监管与防范我国实体能源市场重大风险, 同时沪深市场的平稳运行在一定程度上是国内股票市场健康发展的重要体现。因此, 能源市场指数的持续剧烈波动是否会引发沪深市场的相关风险甚至危及能源实体安全, 值得深思与研究。

2008 年全球金融危机爆发后, 股票市场尾部相依结构的研究更加活跃。吴吉林等^[2]运用机制转换混合 Copula 方法, 实证发现沪深股市与港台股市间的上下尾部相依结构不一致且均非对称; Abuzayed 等^[3]通过构建动态多元广义自回归异方差 (dynamic conditional correlations-generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, DCC-GARCH) 模型研究全球股票市场之间在疫情影响下的系统性困境风险溢出, 实证表明疫情使全球股票市场间的系统性风险溢出传染路径发生了变化且随疫情蔓延而加剧。随着模型理论的逐渐成熟, 尾部相依性研究的主体开始逐渐拓展到大宗商品期货、金融机构甚至整个金融行业。Martin-Barraga 等^[4]发现金融危机冲击下, 石油冲击和股市崩盘相关次数更多, 市场相依结构也会发生变化; 严伟祥等^[5]构建分层 Copula 模型将国内尾部相依性研究拓展到整个金融行业, 研究发现金融子行业间的尾部风险存在相依性较高的显著分层相依结构; 陈守东等^[6]采用 Tail- β 模型, 基于尾部相依性视角研究金融机构尾部系统风险与行业风险的关联效应, 发现各金融机构间尾部风险相依程度会随危机事件的发生而显著攀升; 叶致昂等^[7]、郭娜等^[8]将研究对象进一步扩展, 分别研究我国有色金属指数与沪深 300 指数尾部相依结构以及国际油价波动对我国新能源股价的溢出效应, 均发现尾部相依性在金融体系脆弱性上升时期显著攀升。部分学者也开始注重模型的创新, 用新模型分析已有问题。如邓维等^[9]利用藤 Copula 构造新的模型, 分析多组决策变量之间的相互依赖及不确定性问题; 徐君等^[10]构建广义已实现门限自回归得分 Copula

模型, 探索实体经济行业与金融行业间时变相依关系对行业收益的非对称效应。

综上所述, 随着金融全球化的不断演进和危机事件的冲击, 不同金融市场间的风险相依性不断增强。尤其在金融危机等黑天鹅事件发生时, 关联市场间的下尾相关性会显著提高^[11], 且风险传染路径和相依结构会因为危机事件冲击而改变^[12]。目前已有研究大多关注不同国家间的股票市场、期货、汇率等尾部相依关系^[13-17], 鲜有对我国能源市场尤其是尾部相依关系的研究。风险测度是风险防范的基础, 选择 R 藤 Copula 模型度量能源市场和沪深市场间的尾部相依结构, 能充分考虑到尾部相依结构可能存在的非对称性。鉴于此, 采用 R 藤 Copula 模型分析危机条件下我国能源市场股票价格波动溢出的影响, 并揭示其风险传播机制, 以期对相关政府部门防范化解金融风险传染、推动我国能源市场平稳健康发展提供现实依据。

1 相关模型

1.1 常用 Copula 函数

Sklar^[18]指出每个联合分布函数都可分解为若干个边缘分布函数和 1 个 Copula 函数。Copula 函数常被用来度量变量间的非线性相依关系, Copula 族函数中常用的函数主要有以下 5 种。

1) 正态 Copula (Gaussian Copula) 函数 可较好地拟合样本数据, 用来描述变量间的相依性, 具有对称性特征, 只能刻画金融市场中的对称相依关系, 其分布函数如式 (1)。

$$C(u, v | \rho) = \Phi(\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(v)) \quad (1)$$

其中: $C(\cdot, \cdot)$ 为二元 Copula 函数; u, v 为一元分布函数; ρ 为对角线上元素为 1 的对称正定矩阵; $\Phi^{-1}(\cdot)$ 为标准正态分布函数 $\Phi(\cdot)$ 的逆函数。

2) 二元 T-Copula 函数 同样具有对称的尾部相依特征, 但尾部更厚, 尾部变化比正态 Copula 更灵敏, 其分布函数和上下尾相关系数分别为:

$$C(u, v | \rho, v) = T(t_v^{-1}(u), t_v^{-1}(v)) \quad (2)$$

$$\lambda_{\pm} = \lambda_{\mp} = 2t_{v+1} \left(-\frac{\sqrt{v+1}\sqrt{1-\rho}}{\sqrt{1+\rho}} \right) \quad (3)$$

其中: λ_{\pm} 和 λ_{\mp} 分别为不为 0 的上、下尾相关系数; t 表示分布函数。

3) Gumbel Copula 函数 函数密度分布呈下尾

低上尾高的J形,故也为非对称相依结构,可准确描述上尾的关系,但难以捕捉到下尾关系,通常用来刻画具有上尾特征的金融市场的相依结构。如一个资本市场暴涨,另一个资本市场暴涨的概率也很大,可用Gumbel Copula函数来连接2个市场的边缘分布,分布函数为

$$C(u, v|\delta) = \exp(-((- \lg u)^\delta + (- \lg v)^\delta)^{\frac{1}{\delta}}) \quad (4)$$

其中 δ 为大于0小于等于1的相关参数。

4) Clayton Copula函数具有明显的非对称结构,密度分布呈L形,下尾高上尾低,对下尾部敏感,但很难捕捉到上尾相依关系,分布函数为

$$C(u, v|\theta) = \left(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1\right)^{-\frac{1}{\theta}} \quad (5)$$

其中 θ 为大于0的相关参数。

5) Frank Copula函数函数密度分布为对称结构,无法捕捉非对称的市场关系,且尾部变化不敏感,没有尾部相关性,分布函数为

$$C(u, v|\lambda) = -\frac{1}{\lambda} \ln \left(1 - \frac{(1 - e^{-\lambda u})(1 - e^{-\lambda v})}{(1 - e^{-\lambda})}\right) \quad (6)$$

1.2 边缘分布模型

广义自回归条件异方差(generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH)模型是自回归条件异方差模型(autoregressive conditional heteroskedasticity, ARCH)的扩展,要求较小的滞后阶数,通常用来刻画具有条件异方差特性的时间序列的条件边缘分布,GARCH模型的数学理论如下:

$$\begin{aligned} y_d &= \mu_d + \varepsilon_d \\ \varepsilon_d | I_{d-1} &\sim N(0, h_d) \\ h_d &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{d-i}^2 + \sum_{i=1}^s \beta_i h_{d-i}^2 \end{aligned} \quad (7)$$

其中: y_d 为资产收益率, d 为第 d 日的股票价格总指数; ε_d 为收益或收益残差,服从 $N(0, h_d)$ 分布; μ_d 为收益率的条件均值; α_i, β_i, h_d 为大于1的相关参数, l 为不为零的自然数。

1.3 R藤Copula模型

R藤结构是1组树(tree)的组合,每棵树的边(edge)表示1个(条件)Copula函数, w 个变量的R藤结构由 $w-1$ 棵树构成,分别记为 Z_1, Z_2, \dots, Z_{w-1} ,第 a 棵树的节点(Node)集记为 O_a ,边集记为 E_a ($a=1, 2, 3, \dots, w-1$)。需满足3个条件:树 T_1 的节点集 $O_1=\{1, 2, \dots, w\}$,边集为 E_1 ;第 a 棵树的节点集记为 $O_a=E_{a-1}$,即第 a 棵树的节点集是第 $a-1$ 棵树的边集;若用边连接树 Z_a 中的2条边到树 Z_{a+1} 中,则

2条边在树 Z_a 中一定要有1个共同节点。

1个 b 元R藤模型有 $b-1$ 棵树,记节点集 $O=\{O_1, O_2, \dots, O_{b-1}\}$,边集 $E=(E_1, E_2, \dots, E_{b-1})$, E_{b-1} 中的边 $g=j(g), k(g)|D(g)$,其中 $j(g), k(g)$ 为与边 g 相连接的2个节点, $D(g)$ 为对应的条件,将边 g 对应的Copula密度函数表示成 $c_{j(g), k(g)|D(g)}$ 。假定条件集 $D(g)$ 决定的子向量对应的 n 个随机变量分别为 $x_1, x_2, \dots, x_n, x_{D(g)}$,设第 γ 个随机变量边缘密度函数为 f_γ ,则 x 的联合密度函数为:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{k=1}^n f_\gamma(x_\gamma) \prod_{\gamma=1}^{n-1} \prod_{e \in E_a} c_{j(e), k(e)|D(e)}(F(x_{j(e)} | x_{D(e)}), F(x_{k(e)} | x_{D(e)})) \quad (8)$$

每个藤结构均由多棵树组成,每棵树上有很多节点,边是连接2个节点的线。树的节点和边共同构成1个集合,不同的藤结构有不同的构成方式。常见的藤结构有C藤(C-vine)、D藤(D-vine)、R藤(R-vine)。Morales-Napoles等^[19]研究表明与C藤、D藤相比,R藤在刻画高维变量相依结构关系时更具多样性和灵活性。故文中选择R藤Copula模型对能源市场与沪深市场的尾部相依性进行研究。

2 实证分析

2.1 数据选取与处理

为探讨煤炭和电力能源市场的剧烈波动是否对沪深市场造成巨大冲击,进而引发系统性金融风险,选取沪深300指数、国证煤炭指数、国证电力指数的日收盘价为研究对象,分析沪深市场、煤炭市场及电力市场间的尾部相依结构。用hs300, gzmt, gzdl分别表示沪深300、国证煤炭、国证电力的股票价格指数,用Rhs300, Rgzmt, Rgzdl分别表示3个股票价格指数对数差分后的收益率时间序列。运用Stata15.0软件将2015年1月至2021年12月的指数收盘价绘制成图1所示的时序图。

由图1可发现:3个指数的原始时间序列均不平稳,且3个市场价格指数均从2020年1月开始上涨,在2021年末急剧下跌,先大涨后大跌的趋势符合本文尾部风险的研究需要。因此选取3个指数从2020年1月至2021年12月的所有交易日收盘价数据为样本,对原始指数收盘价数据对数差分处理得到各指数的收益率序列,计算公式为

$$R_d = \ln[I_d / (I_{d-1})] 100 \quad (9)$$

其中: R_d 为第 d 日的股票指数收益率; I_d 为第 d 日的股票价格总指数; I_{d-1} 为第 $d-1$ 日的股票价格总指数。

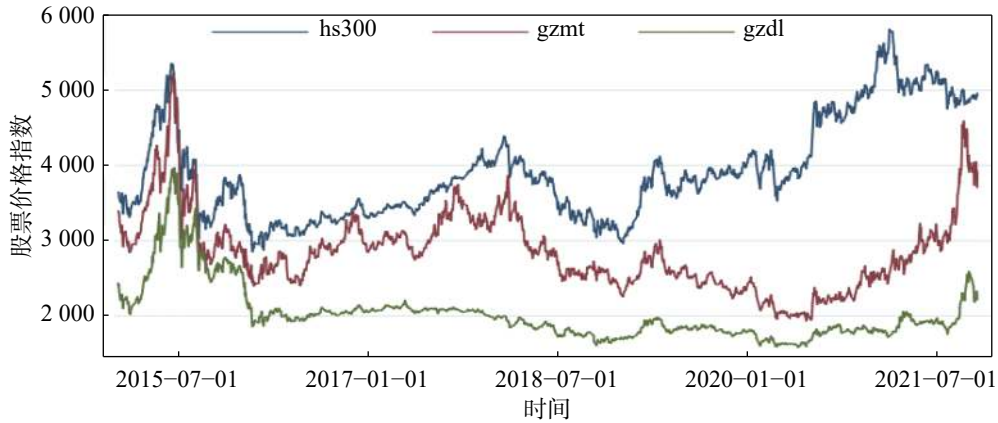


图1 指数收盘价序列时序图

Fig. 1 Sequence diagram of index closing price sequence

剔除节假日等休市时间, 得到原始样本 471 个, 对数差分后的样本为 470 个, 使用的计量软件为 Stata15.0 和 R4.1.1。根据 3 个指数收益率序列的日数据绘制成图 2 所示的时序图, 从上到下依次为沪深 300、国证煤炭和国证电力的指数收益率波动情况。由图 2 可见: 3 个指数收益率序列均呈本期波

动较大时未来若干期波动也较大的波动聚集和厚尾现象。3 个指数收益率序列的单位根检验如表 1。由表 1 可发现: 3 个指数收益率序列的 P 值均为 0.01, 显著拒绝非平稳序列的原假设, 即 3 个指数收益率序列均平稳。

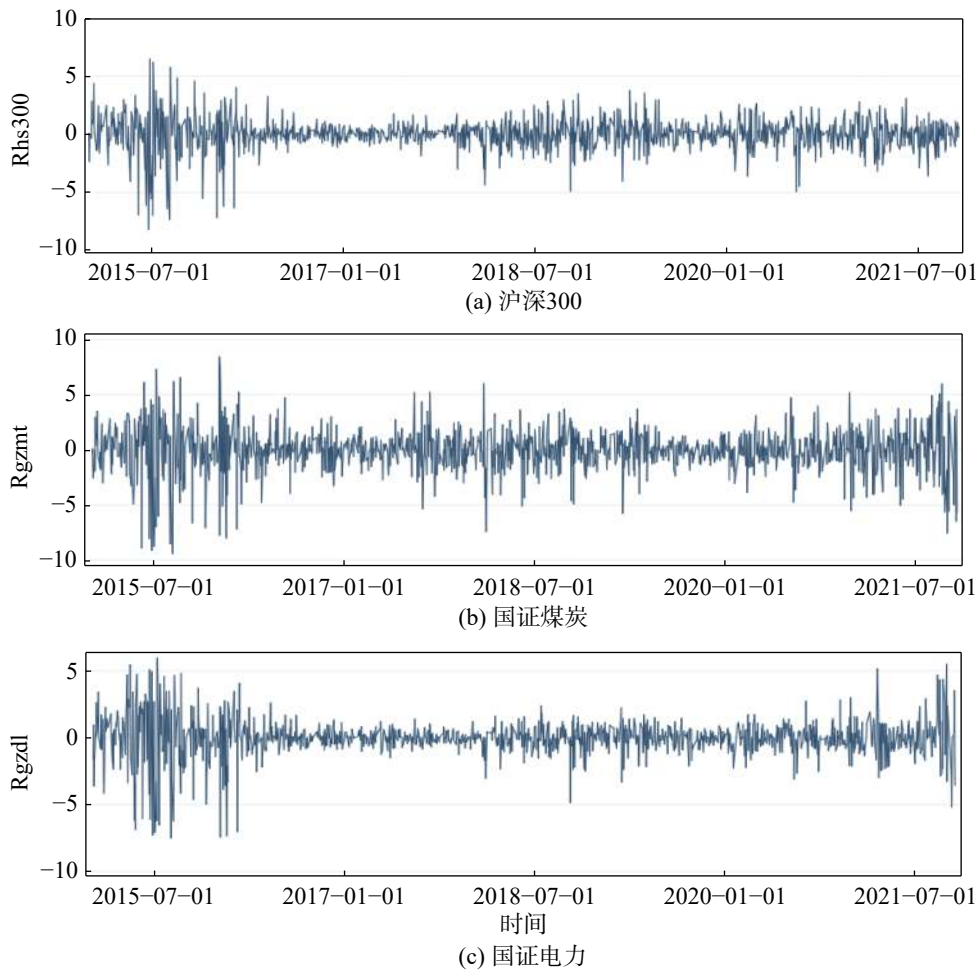


图2 沪深 300、国证煤炭、国证电力指数收益率波动曲线

Fig. 2 Fluctuation curves of returns on CSI 300, China's coal and China's power indexes

表1 3个指数收益率序列的 ADF 检验结果

Tab.1 ADF test results of three index return series

收益率序列	ADF值	P值(5%)	是否平稳序列	检验滞后阶数
Rhs300	-8.143 3	0.01	平稳	20
Rgzmt	-7.891 2	0.01	平稳	20
Rgzdl	-7.831 5	0.01	平稳	20

表2为变量的描述性统计及相关统计检验结果。

由表2可知:沪深300指数、国证煤炭及国证电力指数的均值均为负,表明样本期内3个指数市场投资情绪低迷;煤炭指数收益率序列的方差波动最大(即煤炭市场的价格波动最强),沪深市场的价格波动最小,且3个指数收益率序列均呈波动聚集的异方差情形,因此存在ARCH效应;由偏度、峰度数值可初步判断3个收益率时间序列均服从尖峰厚尾分布,而不是服从正态分布。进一步地,3个变量J-B检验量对应的P值均为0,表明3个收益率序列均不服从正态分布且存在厚尾特征。厚尾特征代表尾部事件更高的发生概率,在研究指数间风险相依关系时,应注重对金融市场尾部风险的度量,合理规避风险;3个指数收益率序列LB检验统计量的伴随P值均大于0.05,证明3个指数收益率序列都不存在滞后自相关性(白噪声过程);同时ARCH-LM检验显著拒绝原假设,表明存在收益率序列的ARCH效应,故选择GARCH(1,1)-偏t模型拟合3个收益率序列的边缘分布。

表2 变量的描述性统计及相关统计检验结果

Tab.2 Descriptive statistics and relevant statistical test results of variables

指数收益率	Rhs300	Rgzdl	Rgzmt
均值	-4.186 2	-4.827 4	-7.029 3
最小值	-5.512 9	-7.770 1	-6.627 7
最大值	8.208 7	6.329 5	8.804 8
标准差	1.326 5	1.398 7	2.208 3
方差	1.759 6	1.956 3	4.876 8
偏度	7.498 4	-3.285 9	2.302 6
峰度	4.094 2	4.548 6	1.153 5
J-B检验	377.470 0	419.440 0	31.046 0
	[0]	[0]	[0]
LB检验	15.662 0	28.764 0	20.659 0
	[0.737 3]	[0.092 5]	[0.417 5]
ARCH-LM	44.124 0	117.490 0	90.316 0
	[0]	[0]	[0]

注:方括号中的数值为相应检验统计量的P值。

2.2 边缘分布模型的建立与参数估计

2.2.1 边缘分布模型的建立

基于描述性统计的检验结果,采用ARMA(m,q)-

GARCH(1,1)-偏t模型进行建模,其中偏t指偏t分布,模型如式(10)。

$$\begin{cases} r_i = \phi_0 + \phi_1 r_{i-1} + \dots + \phi_m r_{i-m} + \varphi_1 a_1 \varepsilon_{i-1} + \dots + \varphi_q a_q \varepsilon_{i-q} + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i = \sigma_i \mu_i \\ \mu_i \sim \text{skewed } t(k_i, h_i) \\ \sigma_i^2 = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i-1}^2 + \beta_i \sigma_{i-1}^2 \end{cases} \quad (10)$$

式中: r_i 为当期收益率; i 表示当期; u_i 为截距项 $\phi r_1, \dots, \phi r_m$ 滞后m期的对数收益率参数; $\varphi a_1, \dots, \varphi a_q$ 为滞后q期的误差项参数; k_i, h_i 为偏t分布的参数; $\omega_i, \alpha_i, \beta_i$ 为待估参数。LB检验表明3个指数收益率序列均为随机序列,不存在自相关移动平均(ARMA)过程,故建立GARCH(1,1)-偏t模型拟合边缘分布。

2.2.2 模型参数估计

对残差进行标准化处理,再进行概率积分变换求出Copula模型需要的残差序列,最后建立GARCH(1,1)-偏t模型刻画边缘分布模型的参数估计值,得到的参数结果如表3。由表3可见:Rgzmt, Rgzdl对应的系数 ω 均在10%的置信水平上显著,Rhs300对应的系数 ω 在1%的置信水平上显著;所有收益率序列的 α 均在1%置信水平上显著,说明3个时间序列的残差会影响其收益率波动;3个指数收益率序列的 β 值都接近于1,并都在1%置信水平上显著,说明滞后期波动会对即期波动造成较大影响; α 和 β 系数均在1%水平上显著,说明3个指数收益率序列均存在GARCH(1,1)效应,模型能够准确描述3个指数收益率序列的波动性情况,即边缘分布模型的构建是合理的;3个指数收益率序列的偏度值均大于0,说明其分布偏右,故误差项采用偏t分布。

3个收益率序列LB检验的P值分别为0.539 2, 0.619 9, 0.384 8,均接受收益率序列没有自相关性的原假设;LB2检验的P值分别为0.358 8, 0.725 8, 0.925 5,不显著,说明残差平方收益率序列中不存在序列自相关;ARCH-LM检验的P值分别为0.916 6, 0.954 4, 0.931 7,显著接受原假设,即模型标准化残差中不存在GARCH效应,模型检验可通过。ARCH-LM, LB和LB2检验的P值均不显著,可满足Copula建模要求的前提。因此,筛选出不存在自相关和异方差的3组标准化残差,构建Copula分布;利用表3中的每个边缘模型标准化残差进行概率积分变换;根据变量之间的Kendal's τ 估计值选择最优藤结构。

表 3 GARCH(1,1)-偏 t 参数估计结果
Tab. 3 GARCH (1,1)-bias t-parameter estimation results

指数收益率	Rhs300	Rgzdl	Rgzmt
ω	0 ^{***} (6.681 8)	0 [*] (0.581 8)	0 [*] (1.795 9)
α	0.077 0 ^{***} (6.606 0)	0.144 8 ^{***} (2.456 9)	0.162 9 ^{***} (3.200 1)
β	0.872 9 ^{***} (38.314 1)	0.824 7 ^{***} (49.776 8)	0.794 0 ^{***} (12.592 7)
skew	1.082 8 ^{***} (15.348 5)	0.870 3 ^{***} (13.814 8)	0.999 4 ^{***} (16.007 3)
shape	5.671 6 ^{***} (3.420 0)	5.884 4 ^{***} (12.256 0)	7.205 8 ^{***} (2.888 3)
LogLik	1 404.12	1 425.99	1 166.22
LB	2.346 0[0.539 2]	1.99 4[0.619 9]	3.124 0[0.384 8]
LB2	5.507 0[0.358 8]	3.198 0[0.725 8]	1.819 0[0.925 5]
ARCH-LM	0.982 0[0.916 6]	0.720 0[0.954 4]	0.884 0[0.931 7]

注: skew 为偏度; shape 为自由度; *, **, ***分别表示在 10%, 5%, 1% 水平上显著性; LogLik 为最大似然估计值; LB, LB2 分别为残差与残差平方模型中的 Ljung-Box 统计量; ARCH-LM 为 ARCH 效应的 LM 检验; 待估参数后小括号中的数值为 t 统计值; 方括号中的数值为相应检验统计量的 P 值。

2.3 基于 R 藤 Copula 的尾部相依风险测度

金融市场中的尾部风险指不同市场中的资产价格同时出现暴涨(上尾事件)或暴跌(下尾事件)的情形。尾部事件发生的概率较小,但一旦发生,爆发性更强、传播性更广、冲击性更大。R 藤 Copula 在测度相依结构时,最具灵活性,所以文中选择最大生成树来选择 R 藤 Copula 的结构,用式 (11) 解决每棵树的优化问题。

$$\max(\text{tree}) = \max \sum_{\text{edges } g=\{a,b-1\}} |\tau| \quad (11)$$

使用 R4.1.1 软件对 3 个股票指数进行 Copula 建模,得到 3 个指数的 R 藤 Copula 相依结构模型

Kendall's τ 相关系数及上下尾相关系数,结果如表 4。表中 edge 表示每棵树结构图的节点连接情况; a, b 表示 b 元模型的第 a 颗树; 1 表示沪深 300 指数; 2 表示国证电力指数; 3 表示国证煤炭指数; tau 为 Kendall's τ 相关系数; utd 为上尾相关系数; ltd 为下尾相关系数。

为直观地观察 3 个指数市场的尾部相依结构,用 R4.1.1 软件绘制 R 藤 Copula 的 2 棵树结构图,第一棵树、第二棵树的 R 藤结构分别如图 3, 4。同时为直观地观察 3 个指数市场之间的尾部对称关系变化情况,绘制各节点的密度分布结构,如图 5。图中 λ 为尾部相关性系数。

表 4 R 藤结构的 Copula 拟合结果

Tab. 4 Copula fitting results of R vine structure

tree	edge	Copula	par	par2	tau	utd	ltd
tree1	3,1	Gumbel Copula	1.41*(0.06)	—	0.29	0.36	—
	3,2	T-Copula	0.57*(0.04)	5.33*(1.43)	0.39	0.23	0.23
tree2	2,1;3	Frank Copula	0.33*(0.03)	7.47*(1.38)	0.18	—	—

注: par, par2 为 Copula 模型的参数估计数和标准误(括号内); *为在 5% 的置信水平下显著。

考虑非条件藤 Copula 结构,由表 4 可看出: 国证煤炭和沪深 300 指数市场 (3, 1) 的相依性服从 Gumbel Copula 结构, 2 个市场的相依性较强,同时由图 5 左下角可看出煤炭市场和沪深 300 市场的密度分布结构有 1 条向右上方延伸的尾巴,两者具有非对称的尾部风险; 沪深市场与煤炭市场的 Kendall 秩相关系数为 0.29,说明 2 个收益率序列变动的同向相依性为 0.29,且拥有很强的上尾相依性,上尾相依系数为 0.36,无下尾相依性,说明煤炭市场暴涨时沪深市场同向暴涨的概率为 0.36,表明沪深市场和煤炭市场两者之间有着较强的传染性和依赖性。这是因为煤炭市场是我国能源市场的主要组成部分,

煤炭是影响我国社会生产的主体能源,依赖煤炭能源的下游产业分布各个行业,这些行业又是沪深市场的重要组成部分。

根据图 5 中的 (3, 2) 结构和表 4 可知: 国证煤炭指数和国证电力指数市场之间的尾部风险具有对称性, 2 个市场的相依关系符合 T-Copula 结构; Kendall 秩相关系数为 0.39,两者的相依性最强,说明国证煤炭和国证电力 2 个市场指数的收益率同向变动的概率为 0.39。由图 5 中的 (2, 1; 3) 结构可发现,电力市场和煤炭市场存在对称的上下尾关系,且拥有较强的尾部相依性,上下尾相依系数均为 0.23,说明电力市场和煤炭市场收益率序列的同向相依性为 0.23,

即煤炭市场大跌 (大涨) 时, 电力市场因受到负向 (正向) 冲击而发生尾部风险的概率为 0.23。这是因为目前火力发电仍占据我国发电总量的七成市场, 对煤炭的巨大需求使得电力市场对煤炭市场产生较大的依赖性和相依性。电力市场的供给对全社会各行业生产的影响更迅速, 因此应特别警惕当煤炭市场发生尾部风险时, 对电力市场的风险溢出效应。

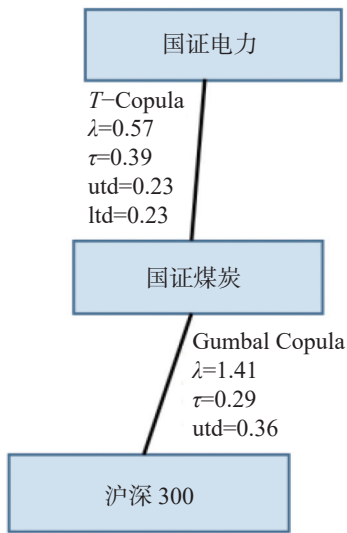


图3 R 藤 Copula 的第一棵树结构

Fig. 3 The first tree structure of R vine Copula

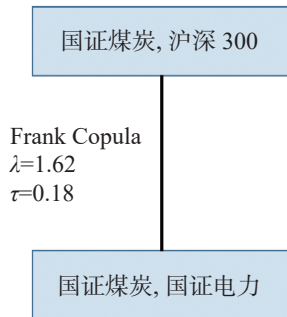


图4 R 藤 Copula 第二棵树结构

Fig. 4 The second tree structure of R vine Copula

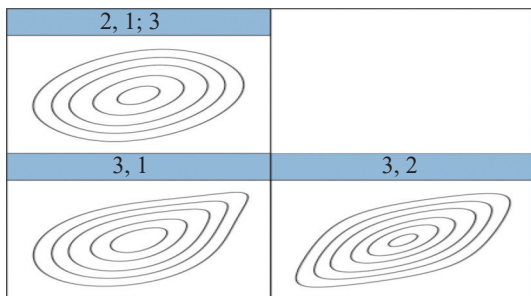


图5 各节点的密度分布结构

Fig. 5 Density distribution structure of each node

其次看条件藤 Copula 结构, 这里考虑条件相依系数, 即考虑 2 个市场的间接传染结构。由条件藤结构识别出当国证煤炭指数市场作为中间市场时,

沪深 300 指数和国证电力指数 (1, 2) 的 Kendall 秩相关系数为 0.18, 不存在上下尾相依性, 说明沪深市场和电力 2 个市场的间接传染结构为正向, 且相依性较强。进一步说明当电力市场经历暴涨 (暴跌) 行情时, 沪深市场受到间接影响而随之同涨同跌的可能性不大。根据图 3, 4 和表 4 可发现, 国证电力和沪深 300 指数市场没有直接的相依影响关系, 存在这种间接的传染结构是因为我国是全球煤炭消费大国, “碳中和” 政策叠加新冠疫情后的国内经济复苏为煤炭价格上升提供了巨大推力, 供需错配下的煤炭市场上演 “煤超疯” 行情。对此, 国家发展改革委员会极力推进煤炭产能释放, 促使煤炭价格回归合理区间。在一系列政策信息影响下, 市场情绪迅速降温, 2021 年 10 月 20 日起, 煤炭板块陷入连续多日的跌停潮, 电力板块则受利好政策助推, 股价应势上涨。

通过分析发现, 在样本期内煤炭市场是主导市场。从外部环境看由于新冠疫情的爆发, 全球经济增速放缓甚至停滞, 各行业发展受到巨大冲击; 同时叠加全球能源危机持续发生而全球煤炭消费量仍居高不下的行业背景, 多国发电厂煤炭库存出现低位预警, 其中美国煤炭库存降至 24 年来历史低点, 煤炭价格也升至 12 年来最高水平, 加剧了冬季供电的压力。从内部环境看, 2021 年, 国内疫情防控常态化, 国内经济复苏, 全社会用电量增加, 煤炭需求激增。在内外部环境的共同影响下, 煤炭市场受到市场需求的反馈速度快于其他市场, 使得煤炭市场在样本期内成为主导市场, 也使得煤炭市场和电力市场表现出强相关性。国证煤炭指数与国证电力指数、沪深 300 指数都有着正向的尾部相依关系, 每两个市场之间存在较强的联动性, 其中煤炭市场和电力指数市场有着较强的下尾相关性。当煤炭板块暴跌时, 会给电力市场带来巨大的负向冲击, 风险监管者及投资者应注意投资风险配比, 警惕风险事件可能带来的强破坏性和风险溢出性。沪深指数市场和电力指数市场的间接传染结构呈现正相关, 当一个市场波动时, 其风险会通过国证煤炭市场传导至另一市场, 使得另一市场发生同向波动。这种间接风险传导机制的存在, 是因为随着国内经济在全球率先复苏, 各行业用电量激增, 电力市场的稳定供给首先需要煤炭市场的稳定供给来提供保障。但与此同时沪深市场和电力市场的间接尾部相依性消失, 说明我国煤炭指数市场的风险转换和承压能力较高, 我国能源市场和沪深市场整体风险控制应对能力较强,

应对市场剧烈波动已具有一定的免疫力。

3 结论与建议

3.1 结论

选用R藤Copula模型对2020年1月至2021年12月的国证煤炭、国证电力和沪深300指数收益率间的相依关系进行度量,研究我国煤炭、电力2个能源市场和沪深市场的尾部相依风险关系。实证结果表明:沪深市场、电力市场都和煤炭市场有很强的正相依性,煤炭市场和沪深市场仅有上尾相依性,但煤炭市场和电力市场的上下尾相依性均存在;煤炭市场是中间市场,电力市场和煤炭市场的相依性最高且具有强上下尾相依系数,即煤炭市场价格的剧烈波动时会给电力市场带来巨大冲击,因此尤其要注意强下尾相关性带来的小概率风险事件,进而引发的系统性风险。

3.2 建议

煤炭市场和沪深市场的相依性较高但低于电力市场和煤炭市场,且煤炭市场和沪深市场仅有较高的上尾相依性,不存在下尾相依性,即煤炭市场和沪深市场同时大涨的概率较大,而同时暴跌的可能性几乎为零。为警惕沪深市场、电力市场和煤炭市场间下尾部相依性可能带来的风险传染,进一步防范系统性风险,在监管和防范3个市场的风险时,要着重警惕煤炭市场的价格剧烈变化带来的强连锁反应。

1) 在金融市场方面,风险监管者应充分考虑不同金融市场之间的尾部风险相依关系,警惕风险事件带来的强破坏性,从而准确地测度和规避风险。着重防范重要能源市场间的下尾相依性可能给能源实体经济带来的冲击,同时投资者在投资布局相关板块时,应注意规避煤炭市场和电力市场间的强下尾部相依性风险,时刻注意各板块收益率之间的相依结构变化,合理分配下尾相关性较强投资组合的投资比例,从而达到构建一个相对分散化投资组合的目的。金融市场的政策制定者在进一步深化金融市场改革和加快对外开放步伐的同时,应充分重点注意能源市场波动对本国能源市场安全及其他金融市场的影响,及时识别尾部风险并积极采取措施,针对不同板块可制定不同措施,分板块对市场的尾部风险进行有效规避。

2) 在能源板块方面,煤炭以及电力板块作为影响国计民生的重要能源板块,价格在持续时间内的大涨大跌会对相关产业链造成巨大冲击,进而引发

金融风险传染。尽管近年来我国在极力发展新能源事业,但是火电仍是当前的主要供电方式,煤炭价格上涨拉动电价上涨或供给不足,最终会影响供电下游企业的各项生产经营活动。因而风险监管者要重点警惕煤炭市场价格持续的大幅波动可能带来的小概率极端风险,提前防范并做好应对措施,防止风险溢出给金融市场的稳定带来巨大的不确定性;同时金融投资者也应理性对待金融市场中偶然出现的价格大幅波动现象,不可盲目冲动及因抱侥幸心理而陷入“追涨杀跌”的羊群效应陷阱,从而带来不必要的投资损失。

3) 在煤炭市场方面,作为3个市场的中间市场,煤炭是我国供电市场的重要能源来源,如果煤电板块的股票价格涨幅脱离实体经济供求基本面,非理性恶意上涨,将会给相关产业尤其是电力市场的实体带来巨大供给压力。国家发展改革委员会应持续关注煤炭市场价格的合理性,积极对脱离正常市场价格的煤炭能源企业进行调控和干预,并联合金融监管部门严厉打击内幕交易及恶意炒作的恶劣市场行为。立足国内,根据国情大力推进煤矿智能化开采和煤炭清洁高效利用,切实发挥煤炭兜底保障作用^[20]。同时应制定具体管控措施,促进能源市场持续健康发展,将可能发生的重大金融风险事件扼杀在摇篮里。同时金融风险监管者应密切关注股票市场价格动向,坚决抵制恶意炒作以及操纵市场价格的行为,投资者也应注意相关板块的尾部相依性风险,尽可能降低或规避风险关联带来的资产减值损失。

参考文献:

- [1] 龙勇,宋敏.全球能源安全大变局下保障我国能源安全的思路与方略[J].改革,2023(10):74-83.
- [2] 吴吉林,张二华.基于机制转换混合Copula模型的我国股市间极值相依性[J].系统工程理论与实践,2012,32(8):1662-1672.
- [3] ABUZAYED B, BOURI E, AL-FAYOUMI N, et al. Systemic risk spillover across global and country stock markets during the COVID-19 pandemic[J]. Economic Analysis and Policy, 2021, 71(14):180-197.
- [4] MARTIN-BARRAGA B, RAMOS S B, VEIGA H. Correlations between oil and stock markets: a wavelet-based approach[J]. Economic Modelling, 2015, 50(11):212-227.
- [5] 严伟祥,徐玉华.基于分层阿基米德Copula的金融行业尾部风险相依性研究[J].金融经济研究,2017,32(6):23-33.

- [6] 陈守东, 康晶, 林思涵. 金融机构尾部系统风险与行业风险关联效应研究: 基于尾部相依性视角[J]. 金融论坛, 2020, 25(11):17-28.
- [7] 叶致昂, 刘瀚楠, 李立林. 对我国有色金属期货指数与沪深300指数尾部风险相依性的研究: 基于Copula-EGARCH模型[J]. 冶金经济与管理, 2021(4): 47-51.
- [8] 郭娜, 张骏, 张杰, 等. 国际油价对中国新能源股价的波动溢出效应: 基于尾部相依性视角的分析[J]. 财经科学, 2023(1):40-51.
- [9] 邓维, 叶五一, 杨锋. 多目标决策研究: 基于藤Copula和SMAA方法[J]. 中国科学院大学学报, 2022, 39(4): 449-462.
- [10] 徐君, 郭宝才. 基于RT-GAS Copula模型的经济金融行业非对称相依性及风险溢出研究[J]. 统计研究, 2023, 40(5):64-77.
- [11] 何敏园, 李红权. 全球股市间的相依结构与极值风险溢出: 基于藤Copula的金融复杂性分析[J]. 管理评论, 2020, 32(7):102-110.
- [12] 赵海龙. Δ CoVaR在衡量内地与香港资本市场尾部风险相依性中的应用[D]. 厦门: 厦门大学, 2019:40-51.
- [13] 蒋坤良, 王洁, 宋加山. 基于动态权重-混合Copula的行业系统性风险度量[J]. 统计与决策, 2022, 38(4): 159-164.
- [14] 秦学志, 郭明. 基于多元条件极值模型的股指期货与现货下尾部相依性研究[J]. 系统管理学报, 2020, 2(2): 213-223.
- [15] 肖振宇, 王杰, 李姗姗, 等. 时变多元NBS Copula模型与美国股指期货市场可视化相依性分析[J]. 运筹与管理, 2023, 3(5):190-196.
- [16] 周伟, 杨斯童, 陈燕. 产业链视角下股价收益的尾部相依性趋势分析[J]. 云南财经大学学报, 2023, 39(12): 67-81.
- [17] 胡月, 雷柳荣, 王甜甜, 等. 东盟国家货币兑人民币汇率相依性研究: 基于vine Copula模型[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(18):89-101.
- [18] SKLAR A. Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges[J]. Publications de l'Institut Statistique de l'Université de Paris, 1959, 8:229-231.
- [19] MORALES -NAPOLÉS O. Counting vines[Z]. Dependence Modeling Vine Copula Handbook, World Scientific Publishing Co Pte Ltd, 2010:189-218.
- [20] 郭焦锋, 任世华. 如何保障新时代中国能源供给安全[J]. 人民论坛·学术前沿, 2023(19):46-55.

责任编辑:丁吉海