

沪深300行业的相依结构突变性分析

——基于动态 R-Vine Copula

陈晨¹, 王辉¹, 曹洁²

¹南京信息工程大学, 江苏 南京

²盐城师范学院, 江苏 盐城

收稿日期: 2022年10月7日; 录用日期: 2022年11月1日; 发布日期: 2022年11月10日

摘要

本文结合滚动窗口技术构建高维动态R-Vine Copula模型, 通过识别动态R-Vine Copula模型的结构突变点来判断高维变量间相依结构的动态变化, 以此研究沪深300的10个一级行业在2015年至2022年的相依结构突变性。实证结果表明: 2015年至2022年行业间的相依结构在2018年1月与2019年12月发生结构突变, 将整体划分为3个突变区间, 两次突变发生的原因受中美贸易战与新冠疫情影响的可能较大; 三个突变区间内, 沪深300行业间相依结构有较大变化, 行业中心点由工业与可选消费转移至工业, 再转移至可选消费; 突变区间1内行业间多呈上下尾不对称的相依结构, 而突变区间2内行业间大多表现出上下尾对称的相依结构, 同时相依性有所增大, 突变区间3内行业间多呈上下尾不对称的相依结构, 且相依性有所降低。此外, 新冠疫情期间沪深300行业投资组合的风险价值(VaR)与期望损失(ES)的绝对值相较于疫情前有所增大, 但随着疫情影响的减弱, 行业投资组合VaR与ES的值在2021年6月逐渐趋于与突变点前一致。

关键词

动态R-Vine Copula, 结构突变点, 风险价值, 期望损失

Analysis on the Sudden Change of Dependency Structure of CSI 300 Industries

—Based on Dynamic R-Vine Copula

Chen Chen¹, Hui Wang¹, Jie Cao²

¹Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu

²Yancheng Teachers University, Yancheng Jiangsu

Received: Oct. 7th, 2022; accepted: Nov. 1st, 2022; published: Nov. 10th, 2022

Abstract

This paper uses the rolling window technology to build a high-dimensional dynamic R-Vine Copula model. By identifying the structural mutation points of the dynamic R-Vine Copula model, we can judge the dynamic changes of the dependence structure among high-dimensional variables, so as to study the dependent structure mutation of ten primary industries of CSI 300 from 2015 to 2022. The empirical results are obtained as follows: 1) from 2015 to 2022, the inter-industry dependence structure undergoes structural mutation in January 2018 and December 2019. The whole is divided into three mutation intervals, and the reason for this mutation is likely to be affected by Sino US trade war and COVID-19; 2) within the three sudden change intervals, the dependency structure of CSI 300 industries has changed significantly, the industry center has shifted from industry and optional consumption to industry and then to optional consumption; 3) most of the industries in mutation interval 1 have an asymmetric dependency structure with upper and lower tails, while most of the industries in mutation interval 2 have an asymmetric dependency structure with upper and lower tails, and the dependency has increased. Most of the industries in mutation interval 3 have an asymmetric dependency structure with upper and lower tails, and the dependency has decreased. In addition, the absolute value of the value at risk (VaR) and the expected loss (ES) of CSI 300 sector portfolios during the COVID-19 are increasing compared with that before the mutation point. However, with the weakening of the impact of the epidemic, the values of VaR and ES have gradually become consistent with that before the mutation point in June 2021.

Keywords

Dynamic R-Vine Copula, Structural Mutation Point, Value at Risk, Expected Loss

Copyright © 2022 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

随着股票市场的不断发展, 股市行业间的相关程度越来越大, 且正在形成越来越紧密的相依结构网络, 股市行业间的发展呈现出“牵一发而动全身”的格局。然而, 在遭受新冠肺炎疫情等重大事件冲击时, 各行业板块股价涨跌互现, 行业间的相依结构可能发生变化。相依结构是判断行业间关联程度与风险传染路径的重要依据, 因此研究行业间相依结构的变化对于稳定行业间的发展以及规避行业市场风险具有重要的现实意义。

不少学者对我国股市行业的相关性、依存结构等方面进行研究。例如, 宁建楠和易文德[1]发现 t-Copula 和混合 Gumbel Copula 在刻画行业间相依结构时表现最好; 李延双等[2]分别构建了中美贸易摩擦前和摩擦后的中国沪深股市行业间风险溢出网络, 发现中美贸易摩擦后, 行业间的关联性明显加强, 各行业在股市中的重要程度也发生了不同程度的变化; 翟金鑫和邹辉文[3]利用 Connectedness 方法研究中国的行业股市, 发现工业、材料和可选消费是中国股市的主要行业, 扮演着主要风险净溢出的角色。

Vine Copula 模型由 Bedford 等人[4]提出, 用来解决 Copula 模型中出现的“维数灾难”等问题。相对于 C-Vine Copula、D-Vine Copula 两个模型而言, R-Vine Copula 可以根据变量间的相依特征灵活的选择藤结构, 更准确的刻画高维变量间的依存关系(Dißmanna *et al.* [5]; Brechman *et al.* [6]; 朱鹏飞等[7]; 唐勇等[8])。鉴于 R-Vine Copula 模型的优势, 不少学者采用 R-Vine Copula 模型对高维变量之间的静态相依

结构进行刻画(张卓群和张涛[9]; 邹辉文和朱丽娟[10])。不少学者还分别对重大事件前后变量之间的静态相依结构进行刻画并对比分析。如: 候仲凯等[11]构建 R-Vine Copula 模型研究两次重大危机前后的行业市场风险传染效应, 发现不同时期的行业市场在相依结构等方面存在差异; 郭文伟[12]分别在 1997 年亚洲金融危机、2008 年金融危机、2010 年欧债危机背景下利用静态 R-Vine Copula 模型对全球 21 个股市的相依结构进行刻画, 发现股市之间具有对称和非对称的相依关系, 三次危机的发生增强了股市间的相依性。

综上所述, 现有文献大多利用 Vine Copula 模型来展现变量间的静态相依结构或者在研究金融市场危机时期的动态变化时, 会人为的划分“危机前”“危机后”。鉴于此, 本文立足于行业视角, 结合 R-Vine Copula 模型和滚动窗口技术, 对 2018~2022 年沪深 300 行业指数相依结构的演化过程中出现的结构突变性展开研究。

本文的研究内容主要有以下两个方面: 1) 结合滚动窗口技术构建动态 R-Vine Copula 模型对沪深 300 行业间的动态相依结构进行刻画, 根据 R-Vine Copula 模型的 AIC、BIC、logLik 序列识别沪深 300 行业相依结构演化过程中的结构突变点, 避免了人为进行时点判断的主观性; 2) 基于动态 R-Vine Copula 模型计算沪深 300 行业指数的动态 VaR 与 ES, 以此对结构突变点前后沪深 300 行业指数的风险变化进行对比研究。

2. 模型的构建

基于滚动窗口技术的动态 R-Vine Copula 模型

针对 R-Vine Copula 模型的构建, 已有研究大多数是基于全时段内的静态估计, 无法捕捉样本期内的结构突变特征。由于重大的危机发生等原因, 序列的相依结构会发生短暂的变化, 当危机过后, 相依结构又会恢复到平常。为了及时捕捉这种突变的特征, 本文采用滚动窗口技术对沪深 300 股市行业相依结构的演化过程进行建模分析。

在分析相依结构突变时, 本文采用 ICSS 算法来分析由 R-Vine Copula 模型提取出的 AIC 等序列是否存在结构突变点。ICSS 算法由 Inclan 和 Tiao (1994) 提出, 主要通过构造 AIC 等序列的残差序列的检验统计量, 来判断 AIC 等序列是否有显著的结构突变点。

基于滚动窗口技术的动态 R-Vine Copula 模型的构建过程如下:

第一步: 利用全样本数据进行 t-GARCH 建模, t-GARCH 模型的公式如下

$$\begin{cases} X_t = u_t + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sqrt{h_t} \eta_t, \eta_t | \Omega_{t-1} \sim t_\nu \\ h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \end{cases} \quad (2)$$

其中, X_t 表示收益率, u_t 表示均值, h_t 表示条件方差, ε_t 表示残差, Ω_{t-1} 为到 $t-1$ 时期的条件集 ω 、 α 、 β 为模型的参数, 且 $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, $\alpha + \beta < 1$ 。

t-GARCH 建模完成之后, 计算出标准残差序列, 并对其进行 t 分布概率积分转换。

第二步: 从研究时段 $T=0$ 时刻开始, 截取 t_1 时间段(252 个交易日)的 t 分布概率积分转换序列进行 R-Vine Copula 建模, 得到模型的相依结构分布、AIC、BIC、logLik 等指标。然后在上个窗口的基础上, 向后移动固定步长(1 个交易日), 选取时间段 t_2 , 即将 t 分布概率积分转换后的序列整体推后一天, 再次进行 R-Vine Copula 建模, 提取相关估计结果。以此类推, 直到滚动到研究时段 T 的最后一个交易日为止。

第三步: 结合 ICSS 算法, 识别第二步中得到的 AIC、BIC、logLik 序列的结构突变点, 以结构突变点为时间间隔, 将全样本分为不同的时期, 比较研究 10 个行业在不同时期的相依结构。

3. 实证分析

3.1. 数据选取与描述性统计

本文选择沪深 300 的 10 个一级行业指数作为研究样本。样本期为 2015 年 1 月 6 日至 2022 年 4 月 12 日, 共 1767 个数据。本文以对数收益率 $\ln(p_t/p_{t-1})$ 为研究对象, 并对整个样本期的行业指数对数收益率数据进行了描述性统计, 平稳性检验, 自相关性检验, ARCH 效应检验等。发现所有行业指数的对数收益率呈现“尖峰厚尾”特性, 具有明显的非正态性, 从 ADF 检验来看, 对数收益率在 5% 的置信水平下均为平稳序列。Q 检验表明所有的对数收益率都不具有自相关性, 通过对各个序列进行 ARCH-LM 检验, 发现 10 个行业对数收益率序列都具有明显的 ARCH 效应。

3.2. 边缘分布估计

基于对数收益率的数据特征, 本文选择 t-GARCH(1, 1) 模型对 10 个行业指数的对数收益率进行拟合, 获得标准残差序列, 为之后的 R-Vine Copula 建模做准备。从拟合结果来看, 10 个行业指数的参数 α 和参数 β 均在置信水平为 5% 下显著, 且两个值相加之和均小于 1, 满足 GARCH 模型的参数要求。K-S 检验的 P 值表明, 10 个行业指数的标准化残差经过 t 分布概率积分变换后均通过了 K-S 检验, 即服从(0, 1) 均匀分布, 适用于之后的 R-Vine Copula 建模, 见表 1。

Table 1. Estimation of marginal distribution parameters of various yield series

表 1. 各收益率序列的边缘分布参数估计

样本	μ	ω	α	β	自由度 γ	logLik	K-S 检验 (p 值)
能源	0.000683	0.000000	0.1226	0.8321	3.9802	11290.50	0.8794
原材料	0.000564	0.000004	0.0872	0.9022	6.3101	4826.201	0.5018
工业	0.000341	0.000003	0.0851	0.9087	5.2810	5053.970	0.5239
可选消费	0.000738	0.000003	0.0789	0.9156	5.8401	4924.323	0.7082
主要消费	0.001176	0.000005	0.0753	0.9148	5.9570	4701.390	0.4957
医药卫生	0.000807	0.000001	0.0710	0.9280	8.4321	4867.349	0.6939
金融地产	-0.000008	0.000002	0.0750	0.9239	3.8969	5176.836	0.1841
信息技术	0.000441	0.000002	0.0617	0.9372	6.4788	4590.318	0.3840
电信业务	0.000160	0.000005	0.0907	0.9072	4.5919	4600.366	0.4812
公用事业	0.000050	0.000001	0.0795	0.9153	4.8018	5530.648	0.8267

3.3. 行业动态相依结构分析

采用本文提出的动态 R-Vine Copula 模型来研究我国沪深 300 的 10 个行业动态相依结构。窗口长度设为 245 个交易日(约 1 年), 每次滚动需要向后移动一个交易日, 一共需要滚动 1522 次。本文通过观察研究时期内每个时点上的 AIC、BIC 和 logLik 的走势, 来初步判断沪深 300 行业的动态相依结构的变化。在整个时期内, AIC、BIC、logLik 指标的波动较大, AIC 与 BIC 的走势高度重合, 初步判断 10 个行业的动态相依结构存在结构突变点。本文采用上文提到的 ICSS 算法, 在显著性水平为 0.01 时, 分别判断 AIC 和 logLik 序列是否存在结构突变点。结果显示, AIC 和 logLik 序列都分别存在一个结构突变点, 且时间较为接近, 具体结果见表 2。

Table 2. Time point, interval and corresponding major events of catastrophe
表 2. 突变时点、突变区间以及对应的重大事件

	突变点序号	突变点时间	突变区间	可能发生的重大事件
AIC	1	2018 年 1 月 22 日	2015 年 1 月 6 日~2018 年 1 月 22 日	中美贸易战发生之前
	2	2019 年 12 月 3 日	2018 年 1 月 23 日~2019 年 12 月 3 日	中美贸易战发生期间
			2019 年 12 月 4 日~2022 年 4 月 12 日	新冠肺炎疫情爆发期间
logLik	1	2018 年 1 月 24 日	2015 年 1 月 6 日~2018 年 1 月 24 日	中美贸易战发生之前
	2	2019 年 12 月 13 日	2018 年 1 月 25 日~2019 年 12 月 13 日	中美贸易战发生期间
			2019 年 12 月 14 日~2022 年 4 月 12 日	新冠肺炎疫情爆发期间

基于 AIC 序列与 logLik 序列得出的结构突变点时间基本一致。因此本文基于 logLik 序列,采用 R-Vine Copula 模型对其划分的两个区间分别进行静态相依结构分析,以此来研究沪深 300 行业的相依结构在各个突变区间的变化。图 1, 图 2, 图 3 分别为突变区间 1、突变区间 2 与突变区间 3 的 R-Vine Copula 的第一层树状图。其中, BB1、SBB1、BB7、SG 分别是指 Clayton-Gumbel Copula、Survival Clayton-Gumbel Copula、Joe-Clayton Copula、Survival Gumbel Copula。字母后的数字表示节点之间的 kendall 秩相关系数 τ , 该值不受 Copula 类型的影响, 具有统一可比性。

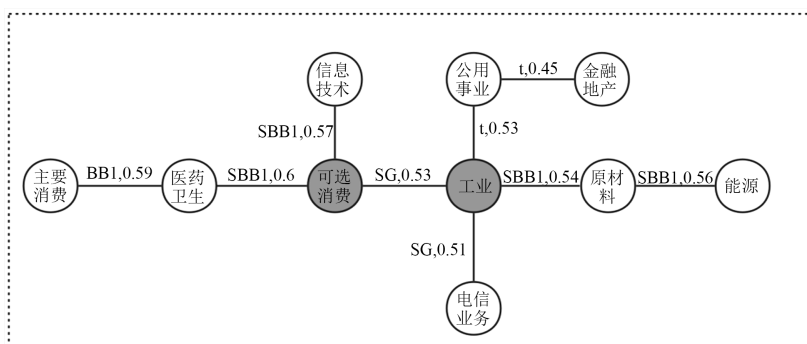


Figure 1. Industry dependency structure in the first mutation interval
图 1. 第一突变区间内行业相依结构

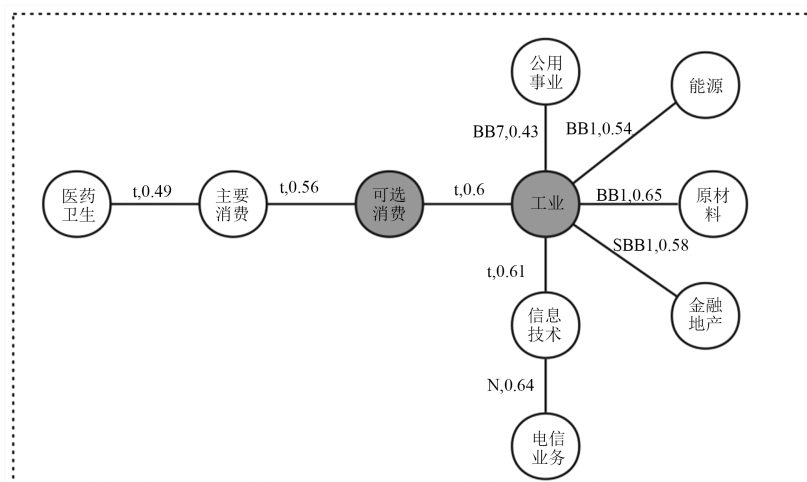


Figure 2. Industry dependency structure in the second mutation interval
图 2. 第二突变区间内行业相依结构

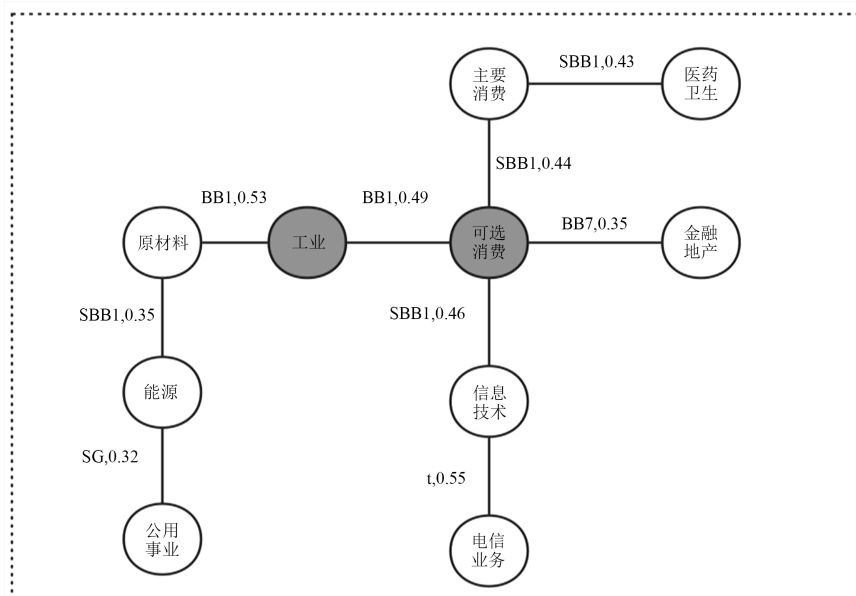


Figure 3. Industry dependency structure in the third mutation interval
图 3. 第三突变区间内行业相依结构

第一突变区间(2015年1月6日~2018年1月24日),该区间处于中美贸易战发生之前,沪深300的10个行业以可选消费和工业为中心。在相依性方面,总体相依水平较高,基本维持在0.5以上。其中,可选消费和医药卫生行业的相依水平最高,达到了0.6。公用事业与公用事业行业的相依水平最低,只有0.45。在相依结构方面,具有非对称相依结构的行业占多数。其中,除了公用事业与金融地产之间,工业与公用事业之间具有对称的相依结构外,其他行业之间用BB1, SBB1, SG函数连接,具有“上尾小、下尾大”的非对称相依结构。

第二突变区间(2018年1月25日~2019年12月13日),该区间处于中美贸易战发生期间。由图1可以很明显的看出,沪深300的10个行业以工业为中心,可选消费的地位下降。与突变区间1相比,行业间相依结构主要有以下几种变化:第一,工业为10个行业的主要中心点。众多行业在突变区间2中变为与工业相连,如:信息技术、金融地产等。第二,行业间大多表现出上下尾对称的相依结构。突变区间1中只有公用事业与金融地产之间,工业与公用事业之间具有对称的相依结构。而突变区间2中,绝大多数行业之间表现出对称的相依结构。第三,行业间的相依性有所增大。突变区间2中,行业间的相依性水平基本维持在0.55以上,而突变区间1中,行业间的相依性水平基本在0.55以下。

第三突变区间(2019年12月14日~2022年4月12日),该区间处于新冠肺炎疫情发生期间。由图2可以很明显的看出,行业中心点发生转移,工业不再处于10个行业的中心位置,可选消费行业充当临时中心点。与突变区间2相比,突变区间3中行业间的相依结构主要有以下几点变化:第一,行业的中心点发生转移。众多行业不再与工业相连,而转为与可选消费行业或者其他行业相连,例如:金融地产和信息技术行业在突变区间2中与工业相连,但在突变区间3中变为与可选消费行业相连,能源行业由突变区间2中的与工业相连,变为与材料行业相连;第二,行业间以上尾小下尾大的非对称相依结构为主。突变区间2中,众多行业之间存在上下尾对称的相依结构,如:工业和可选消费行业,主要消费和可选消费行业等,但突变区间3中只有信息技术与电信业务行业之间存在上下尾对称的相依结构;第三,行业间的相依性有所降低。突变区间2中,行业间的相依性水平基本维持在0.55以上,而突变区间3中相连行业的相依性基本在0.5以下。

4. 基于 R-Vine Copula 模型的 VaR 与 ES 风险度量分析

为比较分析第二个结构突变点前后(新冠肺炎疫情前与新冠疫情发生期间,以下简称疫情前与疫情期
间) 10 个行业投资组合的 VaR 与 ES 的预测效果和值, 本文将第二个结构突变点前的最后 199 个交易日
和变点后的最后 287 个交易日作为样本外数据(2018 年 1 月 3 日~2019 年 2 月 22 日, 共 275 个数据, 2019
年 2 月 25 日~2021 年 1 月 29 日, 共 474 个数据分别为各自的样本内数据), 对 10 个行业指数选取相同的
权重, 在 R-Vine Copula 模型的基础上, 使用蒙特卡洛模拟法结合滚动窗口技术预测投资组合样本外的
VaR 与 ES。图 4 展示了疫情前与疫情发生期间沪深 300 行业投资组合 VaR 与 ES 的预测情况。第一行与
第二行分别为结构突变点前和突变点后的 VaR 与 ES 的预测情况。

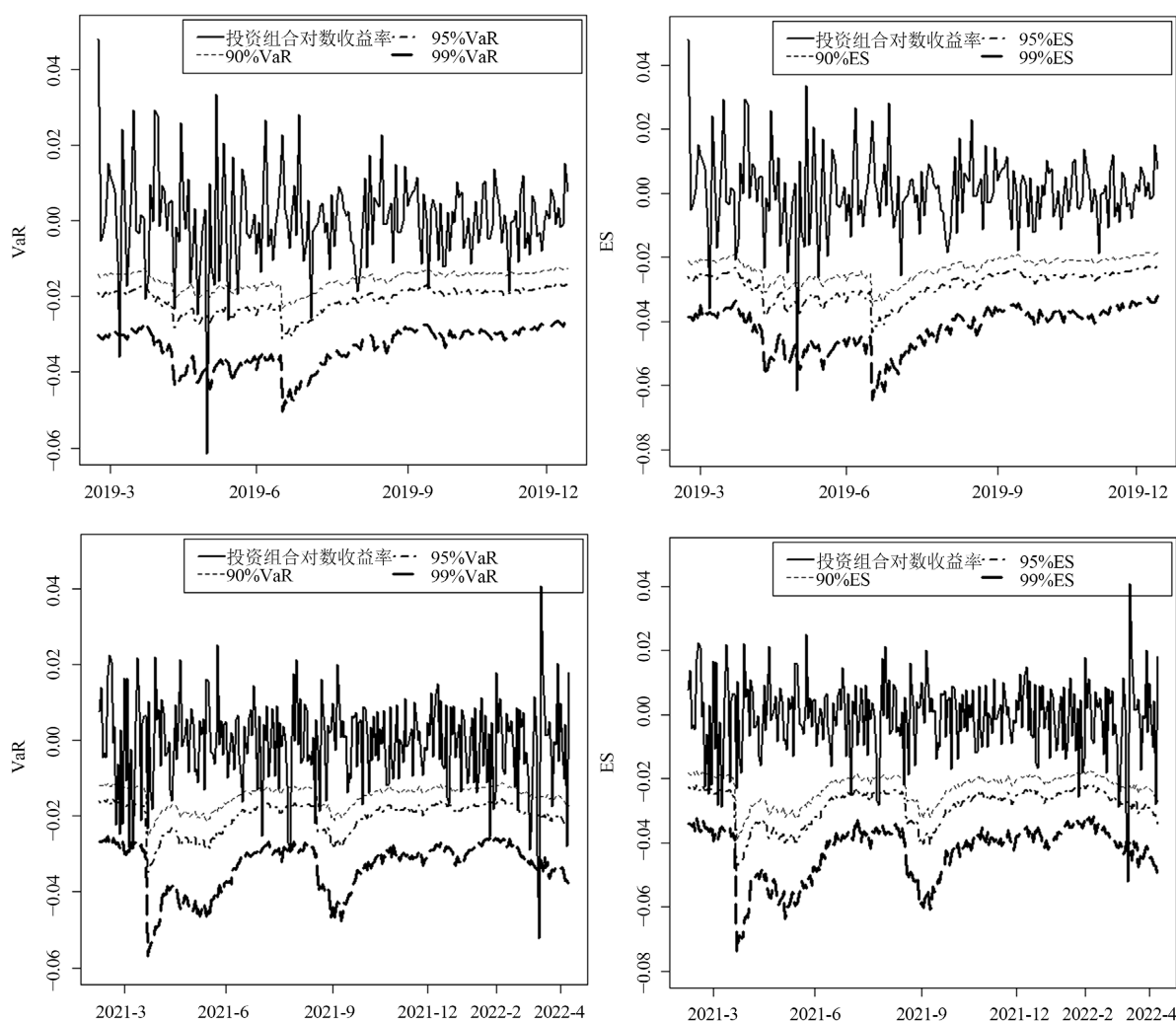


Figure 4. Predictive performance of VaR and ES before and during the COVID-19

图 4. 疫情前与疫情期间 VaR 与 ES 的预测表现

图 2 中, 以显著性水平为 0.01 为例, 疫情前与疫情后 10 个行业投资组合 VaR 绝对值分别集中在
0.02~0.05 与 0.02~0.06 的区间范围内。总体来说, 疫情期间行业投资组合 VaR 绝对值与疫情前相比有所
增大。但在 2021 年 6 月之后, 行业投资组合 VaR 绝对值大部分小于 0.04, 原因可能在于我国疫情防控
取得一定成效, 沪深 300 股市正逐渐趋于正常发展。

为充分比较 R-Vine Copula 模型对 VaR 与 ES 的度量能力, 本文用 Kupiec 失败率检验法和 McNeil 和 Frey (2000)提出的自举法对投资组合的 VaR 与 ES 的有效性和准确性进行检验。表 3 与表 4 展现了 R-Vine Copula-t-GARCH 模型下疫情前和疫情期间 10 个行业组合的风险价值 VaR 与期望损失 ES 的返回检验情况。

Table 3. Return test results of VaR before and during the COVID-19 under the R-Vine Copula model
表 3. R-Vine Copula 模型下疫情前和疫情期间 VaR 的返回检验结果

时间	置信水平	失败天数	失败率	LR	P 值
结构突变点前	90%	14	0.0700	2.2109	0.1370
	95%	7	0.0350	1.0537	0.3047
	99%	2	0.0100	0.0000	1.0000
结构突变点后	90%	30	0.1045	0.0646	0.7994
	95%	19	0.0662	1.4459	0.2292
	99%	4	0.0139	0.2292	0.5269

Table 4. Return test results of ES before and during the COVID-19 under the R-Vine Copula model
表 4. R-Vine Copula 模型下疫情前和疫情期间 ES 的返回检验结果

时间	置信水平	失败天数	失败率	P 值
疫情前	90%	4	0.0200	0.500
	95%	2	0.0100	0.523
	99%	1	0.0050	0.248
疫情后	90%	16	0.0557	0.502
	95%	10	0.0348	0.541
	99%	1	0.0035	0.492

从表 3 与表 4 可以看出, 疫情前和疫情期间对应的 P 值都大于 0.05, 即都不拒绝原假设, 故不同显著性水平下的 VaR 与 ES 都通过了各自的检验。

为更加充分地比较疫情前与疫情期间 10 个行业投资组合 VaR 值与 ES 值变化的情况, 对疫情前与疫情期间不同显著性水平的 VaR 与 ES 值进行对比。结果如表 5 所示。

Table 5. VaR and ES values at different significance levels before and during the COVID-19
表 5. 疫情前与疫情期间不同显著性水平的 VaR 与 ES 值

VaR	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.05$	$\alpha = 0.01$
疫情前	-0.01168	-0.01598	-0.02563
疫情期间	-0.01561	-0.02173	-0.03697
ES	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.05$	$\alpha = 0.01$
疫情前	-0.01797	-0.2243	-0.03334
疫情期间	-0.02491	-0.0315	-0.04839

表 5 中, 随着显著性水平的下降, 疫情前与疫情期间行业投资组合 VaR 与 ES 绝对值显著上升, 且疫情前与疫情期间 VaR 与 ES 的差值也越来越大, 这说明疫情期间, 沪深 300 行业的收益率波动变大,

导致疫情期间模型预测的 VaR 与 ES 值变大, 对数收益率的极端值增多。从表 5 还可以看出, 疫情期间的 VaR 绝对值明显大于疫情前 VaR 绝对值, 这说明疫情期间, 沪深 300 股市行业投资组合风险增大, 同时也意味着沪深 300 股市中存在着更多的潜在收益。

5. 总结

本文以沪深 300 的 10 个一级行业为研究对象, 通过构建动态 R-Vine Copula 模型来刻画 10 个行业之间相依结构的演化过程, 并识别演化过程中的结构突变点, 分析 10 个行业在 3 个突变区间的相依结构的变化, 最后对新冠肺炎疫情前和新冠肺炎疫情期间行业间 VaR 与 ES 的预测效果与预测值进行研究。主要得出以下结论: 第一, 3 个突变区间中 10 个行业的 R-Vine 结构存在差异, 行业间的中心点出现转移。在第一突变区间中, 工业与可选消费为行业中心点。在第二突变区间中, 工业为行业中心点。在第三突变区间中, 可选消费变为行业中心点; 第二, 行业间的相依结构在对称与非对称中转换。第一突变区间中, 沪深 300 行业间以上下尾不对称的相依结构为主。第二突变区间中沪深 300 行业之间以上下尾对称的相依结构为主。第三突变区间中行业之间以上下尾不对称的相依结构为主; 第三, 行业间的相依性有所变化。第二突变区间与第一突变区间相比, 各行业之间的相依性水平有所增加, 第三突变区间与第二突变区间相比, 各行业之间的相依性水平有所降低; 第四, 新冠肺炎疫情后, 沪深 300 行业的投资风险增大。从 VaR 与 ES 的值来看, 疫情期间 VaR 与 ES 的绝对值大于疫情前 VaR 与 ES 的绝对值, 但在 2021 年 6 月之后 VaR 与 ES 的绝对值逐渐趋于与疫情前一致。

基金项目

国家自然科学基金项目“几类非线性随机切换系统的控制及其稳定性分析”(62003170);

江苏省自然科学基金项目“非线性随机时滞系统的控制器设计及稳定性分析”(BK20190770)。

参考文献

- [1] 宁建楠, 易文德. 金融危机对中国股市各行业板块间相依结构的影响[J]. 系统工程, 2015, 33(11): 10-17.
- [2] 李延双, 庄新田, 王健, 宫晓莉. 中美贸易摩擦对中国沪深股市行业板块的影响[J]. 管理科学学报, 2021, 24(10): 34-57.
- [3] 崔金鑫, 邹辉文. 中国股市行业间高阶矩风险溢出效应研究[J]. 系统科学与数学, 2020, 40(7): 1178-1204.
- [4] Bedford, T. and Cooke, R.M. (2002) Vines: A New Graphical Model for Dependent Random Variables. *Annals of Statistics*, **30**, 1031-1068. <https://doi.org/10.1214/aos/1031689016>
- [5] Dißmann, J., Brechmann, E.C., et al. (2013) Selecting and Estimating Regular Vine Copula and Application to Financial Returns. *Computational Statistics & Data Analysis*, **59**, 52-69. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2012.08.010>
- [6] Brechmann, E.C. and Czado, C. (2013) Risk Management with High-Dimensional Vine Copulas: An Analysis of the Euro Stoxx 50. *Statistics & Risk Modeling*, **30**, 307-342. <https://doi.org/10.1524/strm.2013.2002>
- [7] 朱鹏飞, 唐勇, 张仁坤. 国际主要股票市场联动性——基于藤 Copula-HAR-RV 模型[J]. 系统工程, 2018, 36(9): 16-29.
- [8] 唐勇, 戴艺敏, 朱鹏飞. 基于 GARCH-Vine-Copula 模型的 P2P 网贷市场区域利率相依性研究[J]. 浙江金融, 2019(3): 20-28.
- [9] 张卓群, 张涛. 中国城市房地产价格关联与风险传染防范研究——基于 ARIMA-R-Vine Copula 模型的分析[J]. 价格理论与实践, 2021(7): 49-53+164
- [10] 邹辉文, 朱丽娟. 基于 R-Vine Copula 模型的国际原油与国际股市间的风险传染效应研究[J]. 电子科技大学学报(社科版), 2021, 23(4): 106-112.
- [11] 侯仲凯, 何卓静, 周利国. 行业间市场风险相依结构及其危机传染效应[J]. 金融经济研究, 2018, 33(2): 71-83.
- [12] 郭文伟. 国内外股市相依结构演化及其危机传染效应研究[J]. 国际金融研究, 2016(10): 63-73.