

The Risk Measurement of Shanghai Securities Industry Sectors Based on Vine Copula

Lifang Liang, Haomin Zhang*, Xiaoyi Jiang

Guilin University of Technology

Email: llf12332188@yeah.net, *zhanghm@glut.edu.cn, 1532693042@qq.com

Received: Jul. 17th, 2018; accepted: Aug. 3rd, 2018; published: Aug. 10th, 2018

Abstract

After the nightmare of the 2008 financial subprime crisis, systemic risk became a major concern for policymakers and regulators. In this paper, Vine Copula is introduced to build a more flexible and accurate VaR measurement model when the traditional Copula function cannot solve the problem of "dimension disaster" better. In this paper, first of all, taking the four industry sectors' index in Shanghai stock exchange (industrial index, commercial index, property index, utilities index) as a composite object for empirical research, the marginal distribution is fitted by using GARCH-st model. Secondly, the Pair Copula model was constructed based on different Vine-Copula structures, and the appropriate C-Vine structure Copula was selected through maximum likelihood value, AIC and BIC value. Finally, VaR from a number of portfolios is calculated by using the monte carlo simulation method, and the effectiveness of the model is tested by Kupiec return test method, in order to provide more reference for investors and risk managers.

Keywords

GARCH-st, Pair-Copula, Vine, VaR

基于Vine Copula的上证股指行业板块风险度量

梁丽芳, 张浩敏*, 蒋晓艺

桂林理工大学理学院, 广西 桂林

Email: llf12332188@yeah.net, *zhanghm@glut.edu.cn, 1532693042@qq.com

收稿日期: 2018年7月17日; 录用日期: 2018年8月3日; 发布日期: 2018年8月10日

*通讯作者。

摘要

在2008年金融次贷危机的噩梦之后,系统性风险成为政策制定者和监管当局担忧的主要问题。文章在传统的Copula函数无法更好地解决“维数灾难”问题的情况下,引入藤Copula (Vine-Copula),建立了能够更为灵活且精确地测度VaR的模型。在文中,首先,以上海证券交易所四个行业板块指数(工业指数、商业指数、地产指数、公共事业指数)为组合对象进行实证研究,对边缘分布用GARCH-st模型拟合。其次,基于不同的Vine-Copula结构构建Pair-Copula模型,通过极大似然值、AIC和BIC选择出合适的C藤结构Copula。最后,运用蒙特卡洛模拟方法计算多个投资组合的VaR,并通过Kupiec返回检验方法检验模型的有效性,以期为投资者和风险管理者提供更多借鉴。

关键词

GRACH-st, Pair-Copula, 藤, VaR

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

全球经济发展迅猛,国际市场变化多端,如美国实行宽松的货币和信贷政策,从而导致的美国房地产市场出现泡沫,进而引发影响极深的金融危机,这种影响在世界各地扩散。随着经济格局的变化,逐渐形成了金融一体化的局势,金融风险形式的多样化和复杂性也呈现出来,如何有效地防范和控制金融风险,使得经济发展平稳、有序地增长受到各界的广泛关注。风险不会被消除,但是可以通过风险测量结果分析,从而采取相应的措施来减缓风险。对于投资者而言,高收益、低风险是一个理想的目标,但一般来说,高收益总是伴随着高风险,这时候资产投资组合应运而生,通过分散投资的方法来减少投资风险,从而更好地满足投资者需求,这就是投资组合的优势。

连接函数(Copula)是一种描述变量之间相依机制的工具,能够描述金融市场中不同资产之间的相依结构,被广泛应用于资产组合的风险管理当中。1999年,Embrechts等[1]将Copula函数应用到风险管理领域,至此,越来越多的学者将目光投向基于Copula函数的风险度量应用和拓展。张尧庭(2002)[2]对Copula函数的定义、性质、建模思想等方面做了系统性阐述,指出其在金融风险中的适用性;叶伟等(2015)[3]基于阿基米德Copula的外汇投资组合进行风险研究;鲁思瑶等(2017)[4]利用扭曲混合Copula和ARMA-GARCH-t模型分析股票、债券和基金之间的组合风险。但是,很多文献都是基于二元Copula函数进行相关研究,在实际中,我们面对的金融市场通常是多元的情况。投资组合的形式往往是多个不同市场之间进行组合分析,而在研究多元市场情况下,参数估计经常伴随着“维数灾难”问题,在处理高维数据时,多元Copula函数在计算上具有较强的复杂性。近年来,基于Pair-Copula构建模块的藤Copula (Vine-Copula)作为一种新的构建多元联合分布的方法受到越来越多学者的关注。Bedford、Cooke (2001 [5], 2002 [6])和Aas等(2009) [7]提出“藤”的概念,且对Vine-Copula构建作了基本介绍。Hofmann等(2010) [8]采用D藤Copula结构研究投资组合风险管理问题,指出其对比多变量Copula方法具有更灵活的性质;高江(2013) [9]选取上证综指、纳斯达克指数、英国金融时报100指数、日经225指数、新加坡海峡指数构建国际投资组合,用藤Copula模型做组合的VaR预测;张高勋等(2013) [10]运用Pair-Copula方法估计资产组合的VaR,并与传统Copula方法的VaR做比较,发现新方法较传统方法更有优势。

本文选取上证市场的工业指数、商业指数、地产指数和公用事业指数的日收益率数据,对上证市场间行业指数投资组合的风险进行研究。据查阅资料,在现有文献中对这几个数据间的组合分析还不多,因此文章以此为切入点,将 Vine-Copula 用于上证行业市场的投资组合风险度量,为投资者和风险管理者提供实证参考。

2. 基本理论

2.1. Pair Copula 理论

在此,简单介绍 copula 的基本知识,以二元 copula 为例。

定义 1.1 [11]: 若二元函数 $C(u, v)$ 满足

- 1) C 的定义域: $U = (u, v) \in [0, 1]^2$;
- 2) $C(u, v)$ 有零基面且是二维递增的;
- 3) 对于 U 中的任意两点 u, v , 有 $C(u, 0) = 0 = C(0, v), C(u, 1) = u, C(1, v) = v$;
- 4) 对于 U 中的任意四个点 u_1, u_2, v_1, v_2 , 如果 $u_1 \leq u_2, v_1 \leq v_2$, 则

$$C(u_2, u_2) - C(u_2, v_1) - C(u_1, v_2) + C(u_1, v_1) \geq 0$$

则称函数 $C(u, v)$ 为 Copula 函数。

定理 1.1: (Sklar 定理) [12] 设二维随机变量 (X_1, X_2) 的联合分布为 $F(x_1, x_2)$, 边缘分布分别为 $F_1(x_1)$ 、 $F_2(x_2)$, 则对 $\forall (x_1, x_2) \in R^2$, 存在一个 Copula 函数 C , 使得

$$F(x_1, x_2) = C(F_1(x_1), F_2(x_2)) \quad (1)$$

若 $F_1(x_1)$ 、 $F_2(x_2)$ 都是连续的, 那么 C 是唯一存在的; 反之, 若 $F_1(x_1)$ 、 $F_2(x_2)$ 是一元分布函数, $C(u_1, u_2)$ 为对应的 Copula 函数, 那么(1)式定义的 $F(x_1, x_2)$ 函数是一个多元联合分布函数, 边缘分布为 $F_1(x_1)$ 、 $F_2(x_2)$ 。这个定理描述了 Copula 函数和边缘分布函数的关系, 指出可以通过一个 Copula 连接函数将一个多维联合概率分布函数同其对应的一维边缘概率分布函数结合起来。

Aas 和 Czado (2009) [7] 在文章中详细介绍了 Pair-Copula 的相关理论, 认为多元变量联合密度函数按照某种结构可分解为一系列 Pair-Copula 密度函数和边缘分布函数的乘积。对于 n 维随机变量向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 根据条件密度函数性质, X 的联合密度函数可表示为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = f_n(x_n) \cdot f(x_{n-1} | x_n) \cdot f(x_{n-2} | x_{n-1}, x_n) \cdots f(x_1 | x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

根据定理 1.1, 多元变量联合分布函数的密度函数可表示为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = c_{12 \dots n}(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \cdot f_1(x_1) \cdots f_n(x_n) \quad (3)$$

其中, $c_{12 \dots n}$ 为 n 维 Copula 密度函数, $f_i(x_i)$ 为边缘密度函数。

进而推导可得, 任一条件密度函数可分解为二元 Copula 与条件密度函数, 表达式为:

$$f(x|v) = c_{xv_j|v_{-j}}(F(x|v_{-j}), F(v_j|v_{-j})) \cdot f(x|v_{-j}) \quad (4)$$

其中, v_j 为 n 维向量 v 中的任一分量, v_{-j} 为 v 除去 v_j 的 $n-1$ 维分量, $F(x|v)$ 为条件边缘分布函数。对于任意的 j , $c_{xv_j|v_{-j}}(\cdot|\cdot)$ 是二元 Pair-Copula 密度函数, 有

$$f(x|v) = \frac{\partial C_{xv_j|v_{-j}}(F(x|v_{-j}), F(v_j|v_{-j}))}{\partial F(v_j|v_{-j})} \quad (5)$$

2.2. 藤 Copula 理论

Vine-Copula 实质是将传统的多元 Copula 以藤图的结构形式将多维 Copula 分解成一系列的二维或者条件二维 Copula。正则藤(Regular Vine)最先在 2001 年由 Bedford 和 Cooke [5]提出, 后在 2006 年由 Kurowicka 和 Cooke [13]做了详细的描述。在 n 元联合分布中, n 维变量的藤主要是指一类树的集合, 树 j ($j=1,2,\dots,n-2$)的边是树 $j+1$ 的节点, 每棵树的边数都取最大。其中, 最特殊的两类藤是 Canonical-Vine(在文中简称 C-Vine)和 D-Vine 两种藤。C-Vine 的每一棵树 T_j 只有唯一的点连接到 $n-j$ 条边上, 反观 D-Vine, 树中的任意一个结点最多和 2 条边相连。图 1 和图 2 分别是四维 C 藤、D 藤各类结构的示意图。

按照 C-Vine 结构分解的 n 维变量, 密度函数为

$$f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{k=1}^n f(x_k) \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{i=1}^{n-1} c_{j, j+i|1, \dots, j-1} \left(F(x_j | x_1, \dots, x_{j-1}), F(x_{j+i} | x_1, \dots, x_{j-1}) \right) \quad (6)$$

按照 D-Vine 结构分解的 n 维变量, 密度函数为

$$f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{k=1}^n f(x_k) \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{i=1}^{n-1} c_{i, i+j|i+1, \dots, i+j-1} \left(F(x_i | x_{i+1}, \dots, x_{i+j-1}), F(x_{i+j} | x_{i+1}, \dots, x_{i+j-1}) \right) \quad (7)$$

其中, $j=1,2,\dots,n-2$ 为树的标号, i 表示每棵树的边。

2.3. 风险度量工具 VaR

VaR(Value at Risk)即在险价值, 是风险测度的一个重要工具, 用于表示市场正常波动在一定的置信水平下, 投资者持有的证券或者资产组合在未来一定时间内可能产生的最大损失。公式表示为

$$\Pr(\Delta P_{\Delta t} \leq \text{VaR}) = \alpha \quad (8)$$

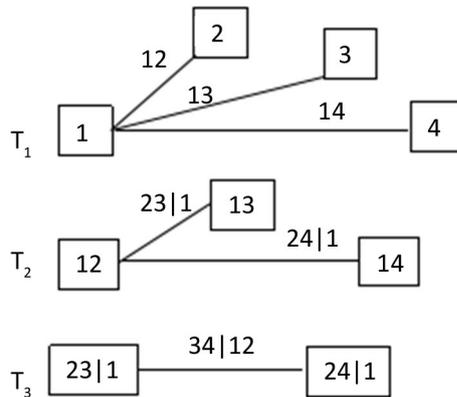


Figure 1. The tree schematic diagram of C-Vine
图 1. C-Vine 树形示意图

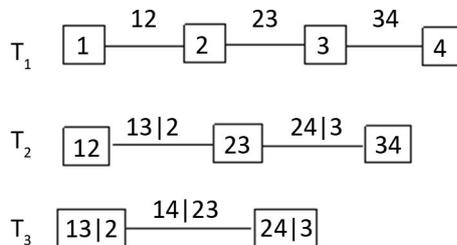


Figure 2. The tree schematic diagram of D-Vine
图 2. D-Vine 树形示意图

其中, $\Delta P_{\Delta t} = P(t + \Delta t) - P(t)$, 表示在 Δt 的持有期下某一资产的损失额, α 为置信水平。

2.4. 建模步骤

本文通过构建 Vine-Copula 模型, 运用 ARCH 效应检验、GARCH 建模等方法度量上证四大行业板块指数组合的相依性风险。建模步骤如下:

- 1) 求出各行业指数的日收盘价各自对应的对数收益率, 并做出时序图;
- 2) 为了解四个收益率序列的总体情况, 对其做基本描述性统计分析和平稳性检验;
- 3) 对收益率序列做 ARCH 效应检验, 检验序列的异方差性, 根据检验结果建立 GARCH 类模型;
- 4) 考虑 t 分布和偏 t (skew-t, 以下简称 st) 分布拟合序列的残差分布, 并最终通过标准化 GARCH-t 和 GARCH-st 建模后的残差序列, 进行概率积分变换, 得到各样本的累积分布, 再用 K-S 检验进行筛选;
- 5) 建立 Vine-Copula 模型, 并通过极大似然值、AIC 和 BIC 准则选择合适的 C-Vine 或 D-Vine 结构;
- 6) 利用蒙特卡罗方法计算在给定置信水平下投资组合的 VaR, 并做 Kupiec 返回检验。

3. 实证分析

3.1. 数据的选取和基本分析

本文选取上海股票市场四个行业板块指数组合: 上证工业指数(000004)、上证商业指数(000005)、上证地产指数(000006)、上证公用事业指数(000007)为研究对象, 数据日期区间为金融危机后 2009 年 1 月 04 日~2017 年 8 月 25 日, 共 2103 个日收盘价数据, 其中样本段选取三分之二数据作为样本内建模数据, 跨度为 2009 年 1 月 04 日至 2015 年 1 月 26 日, 剩下的三分之一作为 VaR 检验部分, 数据来源于网易财经(<http://money.163.com/>)。主要采用日收益率作为本文研究的对象, 计算公式为

$$R_t = \ln P_t - \ln P_{t-1} \quad (9)$$

其中, R_t 为第 t 日的收益率, P_t 为第 t 日的收盘价, P_{t-1} 为第 $t-1$ 日的收盘价。

为了对样本数据有一个直观的了解, 首先对日收益率数据进行时序图描述分析, 如图 3 所示。从收益率时序图可以看到, 四个行业板块指数收益率波动均具有“集群”现象, 表现为收益率序列的波动随着时间的改变而变化, 一般地, 大的波动紧跟着大的波动, 小的波动紧跟着小的波动。同时说明该序列存在条件异方差的迹象, 不具有随机波动的特征。另外, 可以直观看到在序列的最后阶段, 即 2014 年底、2015 年初出现了较为强烈的波动, 这一变动反映了现实中 2015 年 A 股市场的混乱引发的金融市场的动荡情形。纵观四个收益序列图, 上证四个行业指数收益率的波动值均在 0.1% 内, 可见四个资产组合都具有收益稳定、投资风险小的特点。

接着, 对选取的样本数据进行基本的统计描述和平稳性检验。

观察表 1 数据, 各样本的偏度值均为负数, 说明上证各行业指数对数收益率均存在左偏现象, 所有指数的峰度值都大于正态分布的峰值 3, 说明样本均具有“尖峰厚尾”的特点, 并不服从正态分布。进一步分析, 4 个样本收益率的 Jarque-Bera 统计量都非常大, 且各自对应的 P 值均接近 0, 说明在 95% 的置信水平下显著, 再次验证了样本收益率序列不服从正态分布的假设, 应考虑其他的分布情况。另外, 根据 ADF 单位根检验结果, 可知检验统计量的 P 值都低于 0.05, 拒绝“收益率存在一个单位根”的原假设, 说明上证市场四个对数收益率都是平稳的, 不存在伪回归问题。

3.2. 实证研究

3.2.1. GARCH 模型的选取和估计

由于基本统计描述分析发现收益率序列均不服从正态分布的假设, 故本文考虑用 t 分布和偏 t 分布对

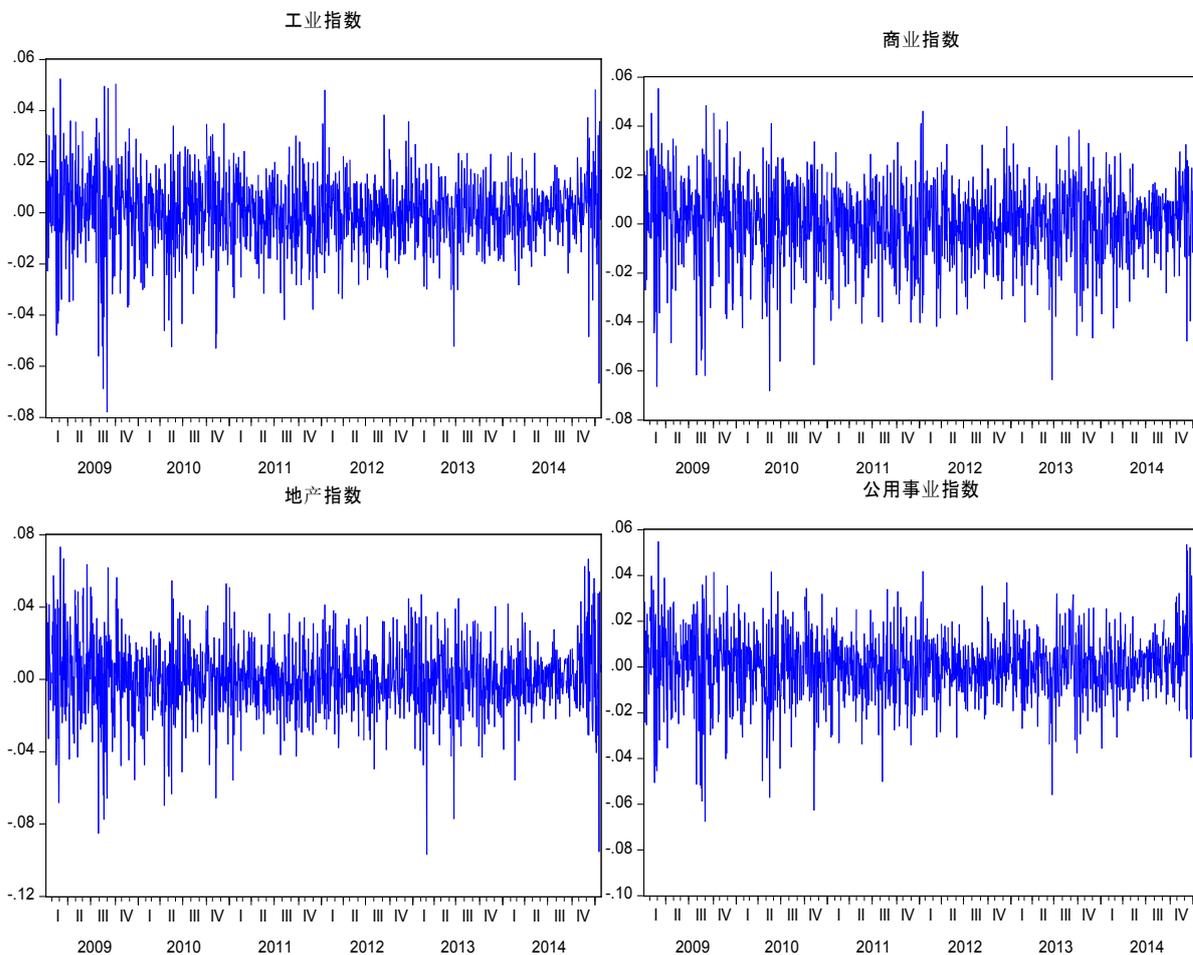


Figure 3. Time series diagram of the yield rates of the four assets
图 3. 四种资产的收益率时序图

Table 1. Statistical description of each sample
表 1. 各样本的统计描述

收益序列	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 检验值(P 值)	ADF 检验值(P 值)
工业	0.000378	0.014089	-0.460167	5.530285	444.3252 (0.000)	-37.02497 (0.000)
商业	0.000520	0.016019	-0.553668	4.266273	173.4334 (0.000)	-35.79703 (0.000)
地产	0.000619	0.019388	-0.196401	5.156050	294.3743 (0.000)	-37.75356 (0.000)
公用事业	0.000309	0.014441	-0.488994	5.660797	492.5584 (0.000)	-36.78477 (0.000)

注：括号内部的值为 P 值。

边缘分布进行拟合，在实证过程中，通过各股市的收益率波动图发现四个股市收益率均存在波动集聚效应，且存在条件异方差。结合描述性统计分析，综合考虑，本文采用 GARCH-t 和 GARCH-st 对实际数据进行自相关、波动集聚的异方差性拟合过滤，确定工业指数、商业指数、公用事业指数均选择 GARCH(1,1) 模型，地产指数选择 GARCH(1,2) 模型，最终得到 GARCH-st 模型的参数估计结果如表 2 所示。由于在后期 K-S 检验中 GARCH-t 作为边缘模型拟合的数据不通过 [0,1] 分布检验，为节省篇幅，故在此不附上 GARCH-t 结果图。

Table 2. Estimation results of GARCH-st model
表 2. GARCH-st 模型估计结果

样本	α_0	α_1	β_1	β_2	自由度	最大对数似然值
工业指数	2.67E-06 (0.0041)	0.050353 (0.0000)	0.936353 (0.0000)		6.9347	-4271.356
商业指数	1.03E-05 (0.0023)	0.053640 (0.0000)	0.905849 (0.0000)		9.8486	-4031.347
地产指数	8.95E-07 (0.0033)	0.010165 (0.0003)	1.822072 (0.0000)	-0.834366 (0.0000)	6.2549	-3795.444
公用事业指数	3.16E-06 (0.0019)	0.049307 (0.0000)	0.935897 (0.0000)		6.2614	-4231.020

注： α_0 是常数项， α_1 是 ARCH 项系数， β_1 是 GARCH(-1)项系数， β_2 是 GARCH(-2)项系数，括号内是 z 检验的 P 值。

由表 2 可知，四个模型中的参数值对应的 P 值都近似为零，说明各模型中各参数都非常显著。并对四个模型分别做残差平方自相关检验以及 ARCH-LM 检验，发现模型对应的 Ljung Box-Q 统计量都十分小，对应 P 值显著不为 0，可知序列经四个 GARCH 模型拟合之后，消除了异方差，且已不存在 ARCH 效应。其中，系数 α_1 反映了外部因素对内部市场收益率的影响，系数 β_1 表示的是证券市场对数收益率波动对自身的影响，这种影响呈正比，表现为其长记忆性。通过模型估计结果可知，商业指数受外部市场的影响最大，地产指数对自身的影响最长远。

3.2.2. [0,1]均匀分布检验

根据 Copula 函数的定义，可知要构建 Copula 函数，变量须服从[0,1]上的均匀分布。对四组 GARCH-st 模型中得到的标准化残差序列进行概率积分变换，得到各样本序列的累积分布，再通过 K-S 检验验证累积分布序列是否服从[0,1]均匀分布。K-S 检验原理是将原假设设为待测样本服从某一特定分布，在给定的显著性水平下，比较检验统计量 KS 与临界值 cv 大小，若 $KS \leq cv$ ，此时记 $h = 0$ ，表示接受原假设，可认为待测样本服从这一特定分布。检验结果见表 3。

由表 3 的 K-S 检验结果可知，概率积分变换后的 4 个序列的 h 值都为 0，表明检验结果和经概率积分变换后的序列都服从[0,1]均匀分布； KS 统计量均小于 cv 临界值，表明样本序列符合给定的理论分布；相应 p 值均大于 5%的显著性水平，表明检验结果不拒绝“样本数据符合[0,1]均匀分布”的原假设；结合这三方面进行判断，可以肯定检验结果不拒绝序列服从[0,1]分布的原假设，可进一步建立 Copula 函数。

3.2.3. Vine-Copula 函数建模

构建 Vine-Copula 函数的一个必要步骤就是选择合适的藤结构，在此对常用的 C 藤和 D 藤进行对比分析。首先，对标准化残差概率积分变换后的序列进行相关性研究，计算投资组合指数之间的 Kendall's tau 秩相关系数，结果见表 4。

通过相关系数表 4，可以看到 4 组样本的秩相关系数值之间，公用事业与其他指数相关值较大，因此，初步判断，存在明显的关键性变量以确定 C 藤的初始节点，所以初步拟选择 C 藤。对每一组样本的 Kendall 秩相关系数值求和，并以和大小进行排序，将排序大小为依据确定 C 藤的根节点，如表 4 所示，则 C 藤的顺序为(2,3,4,1)，为了进行对比，D 藤结构也设为(2,3,4,1)。

为了进一步明确藤结构的选择，比较得出更合适的 Vine copula 结构，将通过模型的 AIC 和 BIC 最小化，以及似然值最大化的原理进行确定。

同时，为了选择更为合适的 Pair-Copula 函数，本文不设定某一特定的 Copula 类型，而是通过在 20 个 copula 类型中进行选择，包括 Gaussian Copula、Student-t Copula、Clayton Copula、Gumbel Copula、Frank Copula、Joe Copula、BB1 Copula、BB6 Copula、BB7 Copula、BB8 Copula 和它们的旋转 Copula [14]。

表 5 结果显示，C 藤结构和 D 藤结构的 AIC 值和 BIC 值相比，后者均大于前者，且前者的似然值大

Table 3. Test results of K-S
表 3. K-S 检验结果

	工业指数	商业指数	地产指数	公用事业指数
<i>h</i>	0	0	0	0
<i>KS</i>	0.0264	0.0205	0.0266	0.0248
<i>cv</i>	0.0353	0.0353	0.0353	0.0353
<i>p</i>	0.2534	0.5577	0.2442	0.3195

Table 4. Kendall's tau rank correlation coefficient of standardized residual probability integral transformation sequence
表 4. 标准化残差概率积分变换序列 Kendall's tau 秩相关系数

	工业	商业	地产	公用事业	求和	排序
工业	1	0.6828737	0.5288201	0.7331240	2.9448178	2
商业	0.6828737	1	0.52500617	0.6701982	2.8780781	3
地产	0.5288201	0.52500617	1	0.5448299	2.5986562	4
公用事业	0.7331240	0.6701982	0.5448299	1	2.9481521	1

Table 5. Results of Pair-Copula fitting of rattan structures
表 5. 藤结构的 Pair-Copula 拟合结果

C-Vine	Pair-Copula	Par	Par2	D-Vine	Pair-Copula	Par	Par2
1,2	Student t	0.91	3.44	1,2	Student t	0.91	3.44
1,3	SBB1	0.23	2.69	2,3	Student t	0.88	3.54
1,4	SBB1	0.24	1.93	3,4	SBB1	0.31	1.80
2,3 1	Student t	0.42	5.50	1,3 2	SG	1.29	0.00
2,4 1	SBB8	1.42	0.92	2,4 3	Student t	0.29	22.47
3,4 2,1	Student t	0.18	15.30	1,4 2,3	SBB7	1.16	0.10
Loglike		3267.965		Loglike		3257.191	
AIC		-6511.93		AIC		6492.382	
BIC		-6448.414		BIC		-6434.159	

注：par 为相应二元 copula 函数的参数，par2 为相应二元 copula 函数的自由度。

于前者，说明 C 藤结构的 Pair-Copula 方法要优于 D 藤结构的 Pair-Copula 方法，更适合描述本文中上证市场四个行业板块之间的高维相依性。

接着，结合各个资产之间相应的 Pair-Copula，做出更直观的树形结构图，在此给出 C-Vine 的树状图 4。根据图 4 各上证板块之间的连接 Pair-Copula，可以发现板块两两之间均存在不对称的尾部相关性。结合表 5 和图 4，从 Tree1 来看，公共事业与工业之间显示出较高的无条件相依性，且两者的相依结构均适合用 Student-t Copula 模型刻画，这说明两者具有对称的上下尾相关性，而公共事业与商业、地产之间适合用 SBB1 Copula 描述，说明它们之间存在不对称的上下尾相关性。Tree2 中，在公共事业资产条件下，商业和工业可用 student-t Copula 刻画，表现对称的上下尾条件相依性。Tree3 中，在公共事业资产条件下，商业和工业与工业和地产之间的相依结构适合用 Student-t Copula 模型描述，说明两者之间存在着对称的上下尾相关性。

3.2.4. VaR 风险度量和模型检验

在进行资产组合风险度量过程中，本文将工业指数、商业指数、地产指数和公用事业指数四种资产按照 0.25:0.25:0.25:0.25 等比重来进行求解，利用蒙特卡罗模拟法计算在投资总额一致的情形下，上证市

场四个行业指数分别在不同的置信水平下的 VaR。此处采用每日滚动窗口进行动态仿真模拟，首先用建立的样本模型 GARCH-st-C-Vine-Copula 模型随机生成服从[0,1]均匀分布的四个组合序列，根据偏 t 模型的逆分布，反推出残差序列项，进而在 GARCH 模型中计算出仿真的收益率，最后计算出组合的 VaR。本文重复以上步骤 5000 遍，考察置信水平为 99%、95% 下组合的风险值。

在 99% 和 95% 的置信水平下，上证股指行业板块组合使用 2015 年 1 月 27 日到 2017 年 8 月 25 日的样本数据，即样本外 631 天数据，计算出的样本外的金融资产组合在 C-Vine Copula 模型下的 VaR 值，所得如图 5 所示。

同时，本文以基本的模块 Student-t Copula、SBB1 Copula 和 SBB8 Copula 为内部结构构建 C-Vine Copula 模型，可充分刻画金融风格资产联合分布的分布情况。为了对模型有效性进行说明，进一步，对模型进行后验分析，结果如表 6 所示。

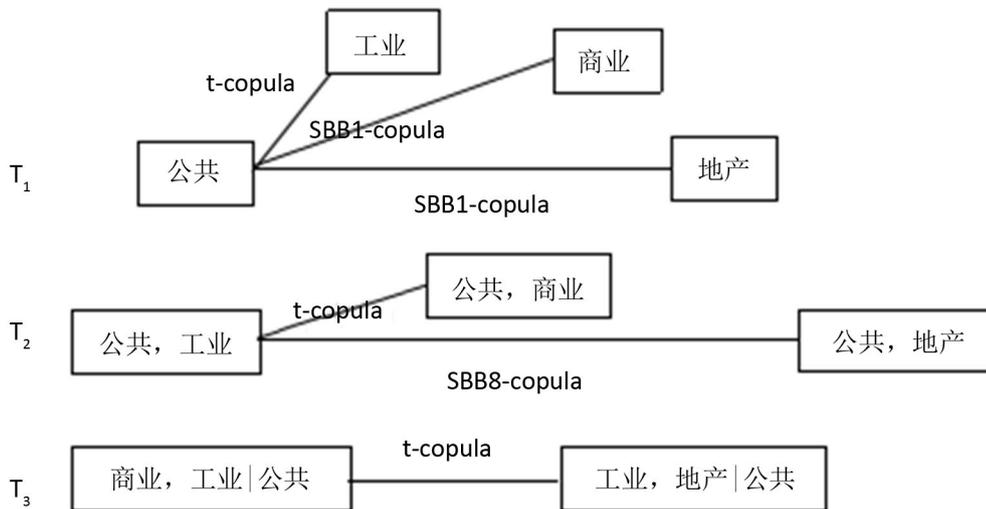


Figure 4. Dependency structure diagram of C-Vine Copula model
图 4. C-Vine Copula 模型的相依结构图

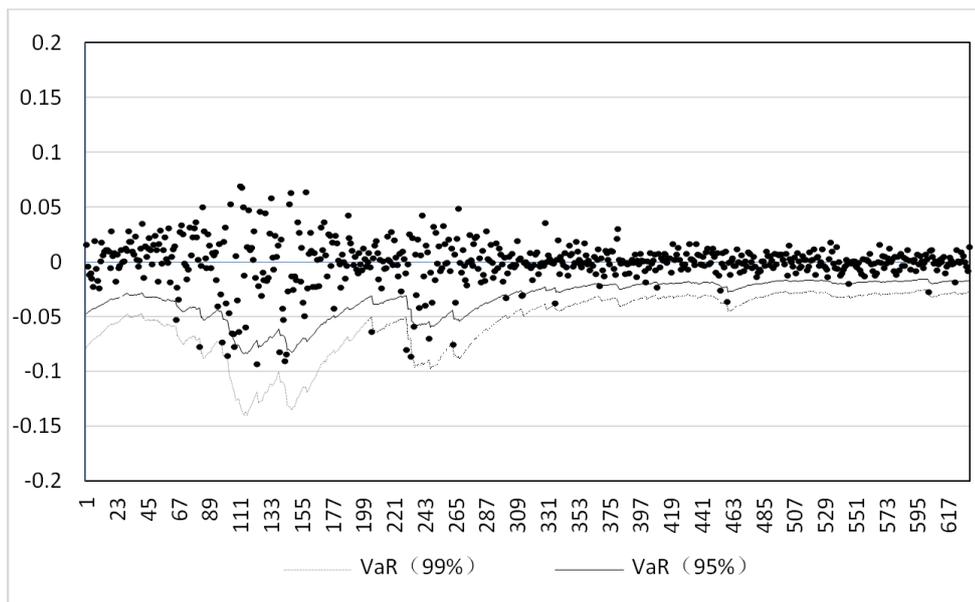


Figure 5. The VaR result based on the C-Vine Copula model
图 5. 基于 C-Vine Copula 模型的 VaR 结果

Table 6. Kupeic test based on failure rate of GARCH-st-C-Vine Copula model
表 6. 基于 GARCH-st-C-Vine Copula 模型失败率的 Kupeic 检验

Copula 模型	99%置信水平下的 VaR			95%置信水平下的 VaR		
	失败次数(期望次数)	失败率	检验值 LR	失败次数(期望次数)	失败率	检验值 LR
GARCH-st-C-Vine Copula	6 (7)	0.95%	0.0166 (0.8973)	26 (32)	4.1204%	1.1089 (0.2923)

其中, $\chi_{0.01}^2(1) = 6.634897$, $\chi_{0.05}^2(1) = 3.841459$, 从表 6 可以看出, 模型的检验值 LR 小于临界值, 且 LR 统计量对应的 P 值均大于 0.05, 接受原假设, 即回测失败率不显著不同于实际失败率, 同时可以看到期望的失败天数均大于实际失败次数, 综上, 说明模型具有合理性, VaR 值具有有效性, 另外, 在 99% 置信水平下的结果与 95% 置信水平下的结果对比发现, 在 99% 的置信水平下的结果最接近期望值, LR 值最小, 可见在此水平下的 VaR 值更有效。

4. 结论

本文运用 GARCH-st-C-Vine-Copula 模型对我国上证股票市场行业指数中的工业指数、商业指数、地产指数和公用事业指数进行实证分析, 研究了四个资产组合之间的相依性风险, 得到以下结论:

- 1) 工业指数、商业指数、地产指数和公用事业指数四个资产组合的对数收益率均具有“波动集聚”的特点, 且为平稳序列, 四个资产组合的对数收益率均具有“尖峰厚尾”的特征, 并不服从正态分布, 不能用正态分布来拟合其边缘分布, 考虑了 t 分布和偏 t 分布, 最后选择符合条件的偏 t 分布。
- 2) 在实证分析中描述了四个资产组合各自的日对数收益率序列的基本特征之后, 并做了相关的检验, 最终工业指数、商业指数、公用事业指数三者对数收益率序列选择 GARCH(1,1)模型, 地产指数对数收益率序列选择 GARCH(1,2)模型。
- 3) 在藤 Copula 模型的构建中, 对比 C 藤与 D 藤在四个资产组合的 AIC 和 BIC、极大似然值, 发现在工业指数、商业指数、地产指数和公用事业指数四个资产组合中, C-Vine Copula 更适合。
- 4) 选择在偏 t 分布假设下的 GARCH 模型, 结合 C-Vine Copula 模型, 分别计算在 99%、95% 置信水平下的 VaR, 并通过 Kupiec 返回检验对模型进行后验测试, 说明了本文模型构造的有效性, 并发现了不同的置信水平下, 99% 下的 VaR 值精度更高。

总体而言, 基于 Student-t Copula、SBB1 Copula 和 SBB8 Copula 的具有尾部特征的 Pair-Copula 作为模型 C-Vine Copula 的构建部分, 能够有效地预测上证股指行业板块的金融风险。本文研究为投资者和风险管理者提供了一定的借鉴性, 投资者可以通过调整不同资产配置来进行投资, 风险管理者可对当前市场股市之间的非线性、非对称关系有更深入的了解, 为其在发布风险预警、制定规则等决策时提供一定的参考价值。

基金项目

国家自然科学基金项目(71762008); 国家自然科学基金(61763008)。

参考文献

- [1] Embrechts, P., McNeil, A. and Straumann, D. (1999) Correlation: Pitfalls and Alternatives. *RISK*, 12, 69-71.
- [2] 张尧庭. 连接函数(copula)技术与金融风险分析[J]. 统计研究, 2002, 19(4): 48-51.
- [3] 叶伟, 杨招军. 基于 Copula-VaR 方法的外汇储备风险度量[J]. 统计与决策, 2015(3): 153-156.
- [4] 鲁思瑶, 徐美萍. 基于扭曲混合 Copula 和 ARMA-GARCH-t 模型的投资组合风险分析——以上证综指、中证综合债和上证基金为例[J]. 数理统计与管理, 2017, 36(6): 1131-1140.

- [5] Bedford, T. and Cooke, R.M. (2001) Probability Density Decomposition for Conditionally Dependent Random Variables Modeled by Vines. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, **32**, 245-268.
- [6] 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>
- [7] Aas, K., Czado, C., Frigessi, A. and Bakken, H. (2009) Pair-Copula Constructions of Multiple Dependence. *Insurance: Mathematics and Economics*, **44**, 182-198. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2007.02.001>
- [8] Hoffman, M. and Czado, C. (2010) Assessing the VaR of a Portfolio Using D-Vine Copula Based Multivariate GARCH Models. <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1079206/1079206.pdf>
- [9] 高江. 藤 Copula 模型与多资产投资组合 VaR 预测[J]. 数理统计与管理, 2013, 32(2): 247-258.
- [10] 张高勋, 田益祥, 李秋敏. 基于 Pair Copula 模型的资产组合 VaR 比较研究[J]. 系统管理学报, 2013, 22(2): 223-231.
- [11] Nelsen, R.B. (1999) An Introduction to Copula. Springer, New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3076-0>
- [12] Sklar, A. (1959) Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges . Publications De, l'Institut de Statistique de Paris, 8.
- [13] Kurowicka, D. and Cooke, R. (2006) Uncertainty Analysis with High Dimensional Dependence Modeling. Wiley, Chichester. <https://doi.org/10.1002/0470863072>
- [14] Brechmann, E.C., Schepsmeier, U., Grün, B., et al. (2013) Modeling Dependence with C- and D-Vine Copulas: The R Package CDVine. *Journal of Statistical Software*, **52**, Issue 3. <https://doi.org/10.18637/jss.v052.i03>

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2325-2251, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>
期刊邮箱: sa@hanspub.org