



基于 EVT-Vine-copula 的多市场相关性及投资组合选择研究

张帮正, 魏宇, 余江, 李云红
西南交通大学 经济管理学院, 成都 610031

摘要: 研究多元市场间的相关性对构建市场投资组合进而有效规避风险具有重要现实意义。将股票、基金、国债、期货、货币、外汇和现货市场纳入统一框架, 以2010年10月1日至2014年3月31日的HS300指数、上证基金指数、国债指数、燃油期货指数、Shibor隔夜拆借利率、欧元兑人民币中间价和原油商品指数为样本, 在结合GJR和EVT对各自边缘分布进行估计的基础上, 运用R-Vine copula、D-Vine copula和C-Vine copula 3种模型综合探讨中国不同金融市场之间的净相关关系, 并详细分析所有两两市场间的非条件相关性及其在一个市场条件下的条件相关性。实证结果表明, 中国金融市场间表现出厚尾相关性和非对称相关性特征, 3种不同Vine-copula模型对中国金融市场的拟合效果没有显著差异; 多数两两市场间具有较高的非条件相关性, 通过逐一分析除两两市场外的第3个市场对其相关性的影响得知, 二者在某些市场条件下的条件相关性仅为非条件相关性的20%以下, 因而选择对应市场构建三元投资组合可以避免仅在两个市场同向投资时其市场价格同时下跌的风险; 熊市时要避免直接在非条件相关性及条件相关性较强的市场间同向投资, 应通过选择非条件相关性较低的两个市场、条件相关性表现独立或较低的多个市场构建投资组合, 从而规避不同市场价格同时下跌的风险。

关键词: 金融市场; Vine-copula; 条件相关性; 投资组合选择; 投资风险

中图分类号: F830

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1672-0334.2014.03.013

文章编号: 1672-0334(2014)03-0133-12

1 引言

随着经济的快速增长和市场改革的推动, 中国金融市场得到长足发展。目前, 已经形成以股票市场、债券市场、基金市场、期货市场、外汇市场和货币市场等为重要组成部分的金融市场体系, 金融市场的发展为完善中国投融资平台、推动中国经济进一步发展起到了至关重要的作用。与此同时, 金融交易场所的多层次、交易品种多样化和交易机制的多元化也使不同金融市场之间的相互关系越来越复杂, 一个市场的不确定性因素会对另一个甚至是几个市场都产生重要影响。对中国金融市场的参与者而言, 如何把握不同金融市场间的相互关系是其进行分散化投资进而达到有效规避风险的重要前提。计量分析不同市场间的相关关系, 根据市场环境变

化采取相应措施管理投资风险对实际工作具有重要的指导价值。因此, 综合分析中国不同金融市场间的相关性, 探讨不同市场间的关联关系并计量分析投资组合选择具有重要的现实意义。

2 相关研究评述

不同市场间相关关系一直是学者们关注的重要话题, 对中国多市场间相关关系的研究有吴吉林等^[1]运用AG-DCC模型对中国股票、债券和外汇市场间的相关关系进行研究, 发现三者间存在明显的动态相关性; 李红霞等^[2]运用VAR-DCC-MVGARCH模型探讨中国石油、黄金、利率、汇率和股票市场间的动态相关性, 结果表明除股票与黄金市场间具有双向均值溢出效应外, 其余市场间仅存在单向均值溢出

收稿日期: 2013-12-03 **修返日期:** 2014-05-03

基金项目: 国家自然科学基金(71371157, 71071131); 高等学校博士学科点专项科研基金(20120184110020)

作者简介: 张帮正(1985-), 男, 贵州遵义人, 西南交通大学经济管理学院博士研究生, 研究方向: 金融工程和金融风险管理等。E-mail: zzbzh@163.com

效应,同时各市场波动性之间均具有动态时变特征;胡东滨等^[3]运用DCC-GARCH模型分别研究金属期货市场与外汇市场和货币市场之间的动态相关性,发现金属期货市场与外汇市场之间有一定的动态相关性、与货币市场之间的动态相关性并不明显;王燕^[4]运用FIGARCH模型探讨金融危机前后中国地产股与金融股波动及收益的关系,研究结果表明地产股对金融股有显著正向影响。以上学者在探讨中国多市场之间相关关系时采用的是GARCH族模型,而GARCH族模型的不足在于假设所有研究对象服从相同分布,这与实际情况显然有差异。

除GARCH族模型外,有些学者在探讨中国不同市场间相关关系时采用copula及其他传统方法。郭彦峰等^[5]以协整检定、向量误差修正模型和VEC格兰杰因果检验为计量手段,实证考察汇率形成机制改革之后人民币兑美元汇率与中国国内股价的关系,研究结果表明汇率与股市间存在协整关系并达到长期均衡,同时,仅存在由汇率到股市单向的长期和短期因果关系;龚朴等^[6]对人民币汇改前后外汇资产间的相关性进行研究,研究结果表明汇改政策对外汇间扭曲的相关性有矫正作用;周好文等^[7]采用时变copula函数对极端市场环境下基金指数、股票指数和国债指数的尾部相关性进行分析,发现三者相互间有较为显著的下尾相关,上尾相关相对不明显,得出用股票和国债构建投资组合比用基金和国债组合更好的结论;汪冬华等^[8]从多重分形的视角考察金融危机前后股票市场与外汇市场之间的交叉相关性,发现二者之间的交叉相关性在危机后明显增强。以上研究在运用传统方法分析时,其分析对象只是研究范围内某两个市场,并未同时就所有研究对象进行考虑。

目前还没有专门针对中国金融市场间相关关系进行探讨的外文文献,但对多市场相关关系的研究一直在持续,Poon等^[9]运用多元极值分布对美、英、德、法和日本5个股票市场间的相关关系进行实证分析;Cappiello等^[10]运用AG-DCC模型分析欧元区股票与债券市场之间的相关关系;Sandoval等^[11]以1987年的黑色星期五、1998年的俄罗斯金融危机、2001年的互联网泡沫和2008年的次贷危机为研究背景,分析金融危机期间世界主要股票市场间的相关关系;Durante等^[12]从风险传染视角探讨欧洲股票市场间的关联情况。国外相关研究对多市场间相关关系探讨的目的在于根据相互关系指导风险管理,这对本研究有重要启示。

从现有研究看,研究方法主要是GARCH族模型、二元copula、协整检验、格兰杰因果检验和向量误差修正模型等传统的方法。从研究的对象看,只是对中国金融市场体系中部分市场进行分析,目前没有学者将中国现有的金融市场同时加以考虑并运用一种统一计量方法建模对其相关性实证研究。传统方法在考察多市场相关性时仍只是两两进行对比研究,无法考虑条件变量的影响,如在研究3个市场相

关性时,两个市场的高相关性也许会受到第3个市场的影响,因而对中国不同金融市场之间相关性的研究有待于采用其他更合适的方法。近年来应用于金融领域的Vine-copula模型对多市场间相关性的度量具有明显优势,Vine-copula通过一定规则的树结构分解多个变量为不同二元变量,并采用copula函数连接树结构中二元变量达到同步分析所有变量间相关关系的目的,所测度的树结构中两个变量间的相关关系是剔除了研究范围内其他变量对其相关关系的影响,是二者间的净相关关系。Joe^[13]最早开始探讨Vine-copula模型并给出相关定义,Kurowicz等^[14]、Joe等^[15]和Dißmann等^[16]详细探讨Vine-copula的建模问题。目前,Vine-copula方法在金融市场中得到应用并取得比传统方法优异的结果^[17-19]。基于此,本研究采用Vine-copula方法对中国现有不同金融市场间的相关关系进行探讨,详细分析其关联情况。

综上所述,与现有中国金融市场相关性的研究相比,本研究深入分析中国金融市场间的净相关关系,以期获得比现有研究更加优异的研究成果。①将股票市场、基金市场、债券市场、期货市场、外汇市场、货币市场和现货市场纳入统一框架,综合探讨各市场之间的相关关系。②对各市场边缘分布的估计过程中,首先运用GJR模型估计其标准残差序列,然后进一步运用Pickands^[20]提出的能够刻画金融市场极端波动的极值理论(extreme value theory, EVT)对其标准残差序列进行建模。③与已有的研究方法不同,本研究采用能够同时考察多变量之间相关性的R-Vine copula、D-Vine copula和C-Vine copula 3种不同方法估计中国金融市场间的相关结构,综合探讨各市场之间的净相关关系。④探讨中国金融市场间的投资组合选择方法,通过测度所有两两市场之间的非条件相关性,并逐一考察在其他一个市场条件下二者之间的条件相关性,依次分析其余各个市场对两两市场之间相关性的影响,为具有较高相关性的两两市场找出能够分散其风险的其他市场构建三元投资组合,规避市场价格同时下跌的风险。

3 相关理论介绍

3.1 Vine-copula 理论

Sklar^[21]提出的copula理论从一个全新的角度来研究变量之间的相关性,一个copula函数 C 是每个边缘分布均服从 $(0,1)$ 均匀分布的多元函数。根据Sklar的经典定理,任意一个 n 维联合分布函数都可以分解为 n 个边缘分布函数和1个copula函数。边缘分布函数描述变量的具体分布情况,copula函数描述变量之间的相关性。令 F 为具有边缘分布 F_i 的联合分布函数, $i = 1, 2, \dots, n$,若 x_i 为某一序列变量,那么存在一个copula函数 C ,使

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C[F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)] \quad (1)$$

如果所有的边缘分布都是连续分布,则copula函数 C 就唯一确定。若 F_i 的反函数为 F_i^{-1} ,那么其copula

分布函数可以通过(2)式求解,即

$$C(u_1, u_2, \dots, u_n) = F[F_1^{-1}(u_1), F_2^{-1}(u_2), \dots, F_n^{-1}(u_n)] \quad (2)$$

其中, u_i 为服从(0,1)均匀分布的变量。(1)式与(2)式互为逆运算。在变量联合分布未知时,可以通过边缘分布函数和一个连接它们的 copula 函数构造联合分布函数;在变量联合分布已知时,可以利用边缘分布函数的反函数和联合分布函数求出相应的 copula 函数。如果 F 是 n 阶可微的,则其联合密度函数 $f(x)$ 为

$$f(x) = \frac{\partial^n}{\partial x_1 \partial x_2 \dots \partial x_n} F(x) = \prod_{i=1}^n f_i(x_i) \frac{\partial^n}{\partial u_1 \partial u_2 \dots \partial u_n} C(u_1, u_2, \dots, u_n) \quad (3)$$

即 $f(x) = \prod_{i=1}^n f_i(x_i) c(F_1, F_2, \dots, F_n)$, 则 copula 密度函数 $c(u_1, u_2, \dots, u_n)$ 为

$$c(u_1, u_2, \dots, u_n) = \frac{f[F_1^{-1}(u_1), \dots, F_n^{-1}(u_n)]}{\prod_{i=1}^n f_i[F_i^{-1}(u_i)]} \quad (4)$$

其中, f_i 为第 i 个变量的边缘密度函数。从而 copula 的参数可以通过最优化对数似然函数进行估计,即

$$L(\xi; x) = \sum_{i=1}^n \log[f_i(\varphi_i; x_i)] + \log |c[\theta; F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)]| \quad (5)$$

其中, φ_i 为边缘分布参数, θ 为 copula 参数, $\xi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n, \theta)$ 。

在 Joe^[13] 提出 Vine-copula 模型之前,学术界探讨的都只是二元 copula, Joe 最早给出 Vine-copula 的定义, 一个 m 维的 Vine-copula 可以通过降维由 $\frac{m(m-1)}{2}$ 个不同的二元 copula 组成, 一个三维的 Vine-copula 可以表示为

$$C_{1,2,3} = C_{1,2}[F_1(x_1); F_2(x_2)] \cdot C_{1,3}[F_1(x_1); F_3(x_3)] \cdot C_{2,3|1} \{ \partial_1 C_{1,2}[F_1(x_1); F_2(x_2)]; \partial_1 C_{1,3}[F_1(x_1); F_3(x_3)] \} \quad (6)$$

简言之, $C_{1,2,3} = C_{1,2} \cdot C_{1,3} \cdot C_{2,3|1}$, 下标 1,2 和 3 分别表示第 1 个、第 2 个和第 3 个变量, 2,3|1 表示变量 2 与变量 3 在变量 1 条件下的关系。具体而言, 一个 m 维的藤结构可以由 $(m-1)$ 层树 (\dot{Y}) 表示, 其中第 j 层树 \dot{Y}_j 具有 $(m+1-j)$ 个节点和 $(m-j)$ 条边, 每一条边对应一组 copula 密度函数。树 \dot{Y}_j 中的边在树 \dot{Y}_{j+1} 中变为节点, 如果对应的边在树 \dot{Y}_j 中共享 1 个节点, 则树 \dot{Y}_{j+1} 中的两个节点通过 1 条边联系起来。因此, m 维藤结构可以分解为 $\frac{m(m-1)}{2}$ 条边(即 copula 密度函数)。

从以上论述可知, 一个 Vine-copula 函数可以从不同的角度进行分解, 最终会有多种不同的 Vine 树结构, 目前有 Aas 等^[22] 给出的 C-Vine 结构模型和 D-Vine 结构模型。对于 C-Vine 结构模型, 每层树具有一个中心节点, 其余各节点通过一条边与该中心节点相连, 而 D-Vine 结构模型的每层树为线型。Aas 等^[22] 给出

C-Vine 和 D-Vine 的密度函数分别为

$$f(x) = \prod_{i=1}^n f(x_i) \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{h=1}^{n-j} C_{j,j+h|1,2,\dots,j-1} [F(x_j | x_{1,j-1}), F(x_{j+h} | x_{1,j-1})] \quad (7)$$

$$f(x) = \prod_{i=1}^n f(x_i) \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{h=1}^{n-j} C_{h,h+j|h+1,h+2,\dots,h+j-1} [F(x_h | x_{h-1,h+j-1}), F(x_{h+j} | x_{h-1,h+j-1})] \quad (8)$$

其中, $x_{1,j-1} = (x_1, x_2, \dots, x_{j-1})$, j 为树的层次, h 为每层树的边。除以上两种 Vine 结构模型外, Bedford 等^[23-24] 提出 R-Vine 结构模型, 与 C-Vine 和 D-Vine 事先就决定了树的结构形状不同, R-Vine 并没有统一规定树结构的形状, 而是根据所有变量之间的实际情况最终才确定其关系结构, 因而不同变量间的 R-Vine 树结构会表现出不同的形状。Bedford 等^[23-24] 给出的 R-Vine 密度函数为

$$f(x) = \prod_{i=1}^n f(x_i) \prod_{i=1}^{n-1} \prod_{\psi \in \dot{H}_i} C_{C_{\psi,a}, C_{\psi,b} | D_{\psi}} [F_{C_{\psi,a} | D_{\psi}}(x_{C_{\psi,a}} | x_{D_{\psi}}), F_{C_{\psi,b} | D_{\psi}}(x_{C_{\psi,b}} | x_{D_{\psi}})] \quad (9)$$

其中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$; Ψ 为 Vine-copula 树结构中节点 a 与节点 b 之间的边, $\Psi = \{a, b\}$; D_{ψ} 为边 Ψ 中所包含的变量集合; $(C_{\psi,a}, C_{\psi,b} | D_{\psi})$ 为刻画边 $\{a, b\}$ 的二元 copula 函数; $x_{D_{\psi}}$ 为 D_{ψ} 中的变量, $x_{D_{\psi}} = \{x_i | i \in x_{D_{\psi}}\}$; $f(x_i)$ 为 $F(x_i)$ 的密度函数。以上 3 种不同 Vine-copula 模型是当前对多变量进行分解最主要的方法, 各模型对 5 元变量树结构可如图 1 进行分解, 由上往下依次为第 1 层树至第 4 层树。图中的连线表示变量间的关系, 3,4|1,2 表示变量 3 与变量 4 在变量 1 和变量 2 条件下的条件相关关系, 其他以此类推, “|”后的变量为“|”前两个变量间关系的条件变量。由图 1 可知, C-Vine 每层树中都有一个中心节点, D-Vine 每层树都是线型, 而 R-Vine 则没有具体的规律, 从较高的树层次中可以发现不同的 Vine 树结构对条件变量的选取互不相同。

3.2 极值理论

极值理论是对超过一个阈值 κ 的极大值的分布进行研究的方法, 一元极值理论包括 BMM(block maxima model)和 POT(peaks over threshold)两种具体模型, BMM 是对组最大值建模, POT 是对序列中超过一个阈值的极大值进行建模。Pickands^[20] 和 Balkema 等^[25] 的研究表明, 对于一个序列变量 x , 给予一个充分大的阈值 κ , 超过这一阈值的极值分布将近似于广义帕累托分布(generalized Pareto distribution, GPD), 也就是说, 随着 κ 的提高, $F_{\kappa}(x)$ 的分布可以用 GPD 拟合, GPD 的定义为

$$G(x) = \begin{cases} 1 - (1 + \mu \frac{x}{\aleph})^{-\frac{1}{\mu}}, \mu \neq 0 \\ 1 - e^{-\frac{x}{\mu}}, \mu = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, μ 为尾参数, $\mu > 0$ 说明具有厚尾特征; \aleph 为尺度参数。目前对于阈值 κ 如何确定没有一致结论, DuMouchel^[26] 定义选取原始变量的 10% 作为极值, 查看此时对应的阈值 κ , 并对 GPD 的参数进行估计。因此, 本研究运用 GPD 对中国金融市场指数进行建模

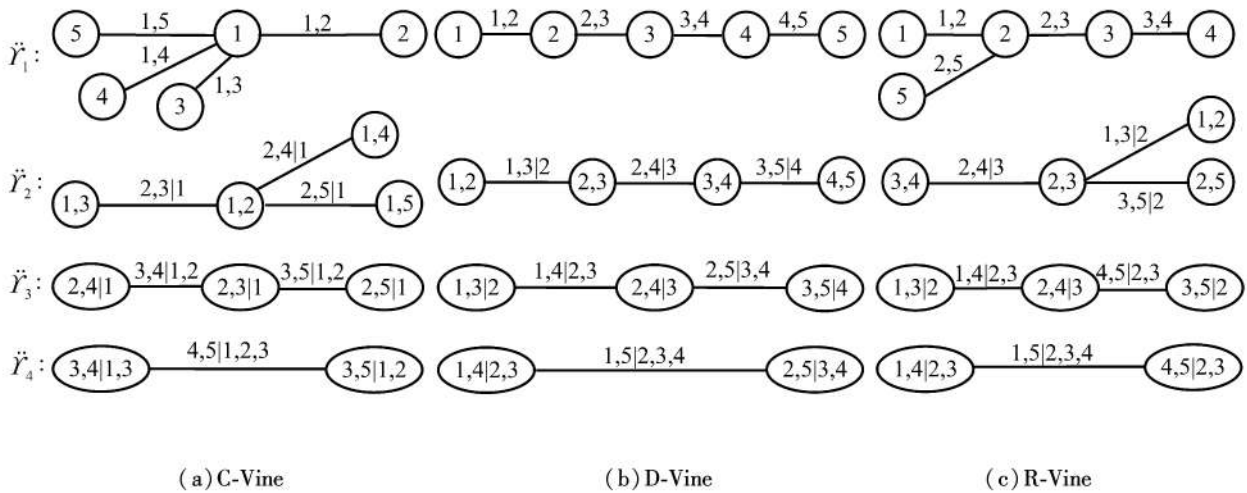


图1 不同Vine-copula模型的树结构
Figure 1 The Tree Structures of Different Vine-copula Models

表1 中国金融市场指数日收益率的描述性统计
Table 1 Descriptive Statistics of the Daily Returns of Chinese Financial Market Indices

指数	均值	标准差	偏度	峰度(excess)	J-B 值
HS300	0.000	0.015	-0.177*	1.974***	104.265***
上证基金	0.000	0.012	-0.013	2.095***	113.758***
国债指数	0.000	0.000	1.662***	66.908***	116 307.298***
燃油期货	0.000	0.015	-1.837***	24.126***	15 434.432***
Shibor	0.001	0.134	0.498***	7.883***	1 636.173***
EURCNYS	0.000	0.006	-0.163*	0.219	3.942
原油现货	0.000	0.006	-0.146	3.209***	269.045***

注:***为在1%的水平上显著,*为在10%的水平上显著。

分析时均以各市场指数10%的样本量为极值。

4 实证研究

4.1 数据的选取和描述性统计

在实证分析中,本研究以HS300指数代表股票市场、上证基金指数代表基金市场、国债指数代表债券市场、Shibor隔夜拆借利率(Shibor)代表货币市场,考虑到能源对经济运行的重要影响,分别以上海期货交易所的燃油期货指数代表期货市场、渤海商品交易所的原油商品指数代表现货市场,欧元区作为中国最大的贸易伙伴,以欧元兑人民币的中间价(EURCNYS)代表外汇市场。同时,以2010年10月1日至2013年9月30日为相关性分析的样本区间,剔除不匹配的交易日期后,共计623个日交易数据。为了检验本研究结论的稳健性,以2013年10月1日至2014年3月31日为检验分析的样本区间,剔除不匹配的交易日期后,共计93个日交易数据。记 p_t 为第 t 交易日指

数的收盘价,定义第 t 交易日的对数收益率为 r_t ,计算各市场指数的对数收益率,即

$$r_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right) \quad (11)$$

7个金融市场指数收益率的描述性统计结果见表1。由表1中偏度值可知,除上证基金指数和原油现货外,其余5个市场指数都有显著的偏度特征;除欧元兑人民币的中间价外,其余市场指数的峰度都高于3(表1中报告的峰度值是指超过正态分布3的值),具有典型的尖峰特征;从J-B的统计量可知,除欧元兑人民币的中间价外,其余6个市场指数都拒绝了变量服从正态分布的原假设。

4.2 GJR-t和GPD估计

从表1及前文的分析中可知,市场指数对数收益率主要表现出尖峰、有偏、非正态分布等典型特征。因此,对中国金融市场指数收益率进行建模分析时采用AR(1)-GJR(1,1)-t模型估计其边缘分布,该模型

表2 日收益率的AR(1)-GJR(1,1)-t估计结果
Table 2 Estimation Results of AR(1)-GJR(1,1)-t for the Daily Returns

指数		ϖ_0	ϖ_1	k	α	β	γ	v	LL
HS300	参数估计值	-0.001	-0.026	0.000	0.018	0.965	0.013	4.968	1 771.646
	参数估计标准差	0.001	0.041	0.000	0.014	0.030	0.021	1.237	
上证基金	参数估计值	-0.001	-0.030	0.000	0.032	0.962	0.000	4.087	1 915.444
	参数估计标准差	0.000	0.040	0.000	0.017	0.024	0.024	0.903	
国债指数	参数估计值	0.000	-0.039	0.000	0.056	0.828	0.231	2.251	4 321.381
	参数估计标准差	0.000	0.030	0.000	0.035	0.033	0.009	0.006	
燃油期货	参数估计值	0.000	-0.194	0.000	0.258	0.729	0.025	3.191	2 107.513
	参数估计标准差	0.000	0.041	0.000	0.098	0.056	0.109	0.427	
Shibor	参数估计值	0.001	0.165	0.000	0.526	0.736	0.000	2.740	696.485
	参数估计标准差	0.002	0.026	0.000	0.119	0.023	1.903	0.221	
EURCNYC	参数估计值	0.000	-0.022	0.000	0.004	0.721	0.105	23.994	2 272.932
	参数估计标准差	0.000	0.042	0.000	0.036	0.154	0.063	23.654	
原油现货	参数估计值	0.000	-0.157	0.000	0.220	0.725	0.109	3.881	2 443.530
	参数估计标准差	0.000	0.042	0.000	0.079	0.049	0.093	0.796	

注:LL为极大似然估计值。

能有效刻画变量的自回归、异方差和杠杆效应,模型为

$$r_t = \varpi_0 + \varpi_1 r_{t-1} + \varepsilon_t \quad (12)$$

$$\frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} \sim i. i. d. st.(v) \quad (13)$$

$$\sigma_t^2 = k + \alpha \sigma_{t-1}^2 + \beta \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma [\varepsilon_{t-1} < 0] \varepsilon_{t-1}^2 \quad (14)$$

其中, r_{t-1} 为第 $(t-1)$ 交易日的收益率; ϖ_0 为收益率自回归项的均值; ϖ_1 为 r_{t-1} 的系数,表示第 $(t-1)$ 交易日收益率对第 t 交易日收益率的影响; ε_t 为第 t 交易日的残差项,标准残差序列服从自由度为 v 的标准学生分布 $(st.v)$; σ_t^2 为 ε_t 的条件方差, σ_t 为其标准差; σ_{t-1}^2 为 ε_{t-1} 的条件方差; k 为条件方差回归项的均值; α 、 β 为条件方差回归项中对应项的系数,要求均大于0; γ 为杠杆项系数,衡量涨跌不同情形对后市的影响。7个市场收益率的AR(1)-GJR(1,1)-t模型的各项参数具体估计结果见表2。本研究计量分析主要基于MATLAB和R软件,采用极大似然估计法估计相关参数。

由AR(1)-GJR(1,1)-t模型的估计可得到每个金融市场的标准残差序列,然后以10%的比例为极值,对各个标准残差序列的尾部运用GPD进行拟合。各市场指数都具有很好的拟合效果,图2为HS300指数标准残差序列的拟合结果。从图2可以直观发现HS300指数标准残差序列尾部的实际累积概率分布与拟合的GPD累积概率分布相符,极值理论准确刻画了中国HS300指数的极端波动情况。其他6个市场的标准残差序列也具有同样的拟合效果,在此基

础上,对各指数拟合的GPD分布进行概率密度转化,使其服从 $(0,1)$ 均匀分布,下文中进一步对转化后的序列运用Vine-copula方法建模分析。

4.3 中国金融市场的Vine-copula估计

根据前文中的理论介绍可知,运用Vine-copula方法对中国7个不同金融市场进行建模,共有21组相关关系需要估计。为了便于记叙,下文分别以1~7代表7个金融市场,1为HS300指数,2为上证基金指数,3为国债指数,4为燃油期货指数,5为Shibor隔夜拆借利率,6为欧元兑人民币的中间价,7为原油商品指数。按照Czado等^[27]的方法对中国金融市场的D-Vine和C-Vine树结构进行分解,同时按照Dißmann等^[16]的方法对中国金融市场的R-Vine树结构进行分解,表3给出R-Vine、D-Vine和C-Vine模型对中国金融市场的分解结果。同时根据AIC准则选取节点间的copula函数,表3中N、T和F分别为对称的Normal copula、St. copula和Frank copula,G和J为对上尾分布敏感的Joe copula和Gumble copula,C为对下尾分布敏感的Clayton copula,BB1为对上、下尾都敏感的混合copula,SJ、SG、SC和SBB1为分别对J copula、G copula、C copula和BB1 copula函数旋转了90度。

根据表3的分解结果,由R-Vine、D-Vine和C-Vine对应的树结构可知,3种模型对中国金融市场的Vine-copula树结构分解有所差异,这导致各层树中所考虑的具体条件市场不同。

第1层树的相关系数为两金融市场之间的非条件相关关系,第2层~第6层树中的相关系数为两市

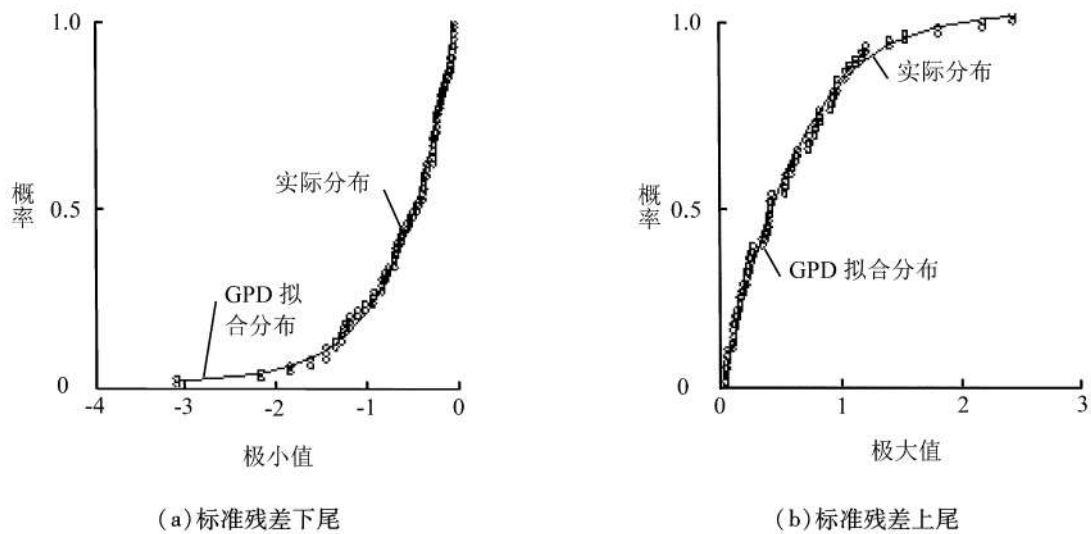


图2 HS300 指数标准残差序列上尾和下尾GPD拟合结果

Figure 2 GPD Fitted Results for the Lower and Upper Tails of the Standardized Residual Sequences of HS300 Index

表3 Vine-copula 树结构的分解及估计结果

Table 3 Results of Decomposition and Estimation for Vine-copula Tree Structures

树层次	R-Vine		D-Vine		C-Vine	
	树结构	相关系数	树结构	相关系数	树结构	相关系数
第1层	7,6	0.170 - SG	2,1	0.885 - SBB1	2,7	0.220 - F
	2,7	0.220 - F	4,2	0.194 - F	2,6	0.156 - F
	4,7	0.300 - SG	7,4	0.300 - SG	2,5	-0.051 - F
	5,4	-0.051 - F	6,7	0.170 - SG	2,4	0.194 - F
	1,2	0.885 - SBB1	3,6	-0.079 - T	2,1	0.885 - SBB1
	3,6	-0.079 - T	5,3	-0.058 - T	2,3	-0.029 - T
第2层	2,6 7	0.093 - F	4,1 2	-0.005 - F	6,7 2	0.135 - SG
	4,2 7	0.113 - F	7,2 4	0.156 - F	5,7 2	0.022 - SC
	5,7 4	0.025 - F	6,4 7	0.063 - F	4,7 2	0.266 - BB1
	1,7 2	-0.043 - F	3,7 6	-0.015 - F	1,7 2	-0.043 - F
	3,7 6	-0.015 - F	5,6 3	0.033 - SC	3,7 2	-0.033 - T
第3层	4,6 2,7	0.050 - F	7,1 2,4	-0.039 - F	5,6 7,2	0.048 - C
	5,2 7,4	-0.052 - F	6,2 4,7	0.074 - T	4,6 7,2	0.051 - F
	1,6 7,2	-0.063 - F	3,4 7,6	0.026 - J	1,6 7,2	-0.068 - F
	3,2 7,6	-0.011 - T	5,7 6,3	-0.015 - N	3,6 7,2	-0.062 - T
第4层	5,6 2,7,4	0.051 - C	6,1 2,4,7	-0.066 - F	4,5 6,7,2	-0.061 - F
	1,4 6,7,2	0.022 - F	3,2 4,7,6	-0.010 - F	1,5 6,7,2	-0.018 - F
	3,1 2,7,6	0.037 - C	5,4 7,6,3	-0.056 - F	3,5 6,7,2	-0.061 - N
第5层	1,5 4,6,7,2	-0.019 - F	3,1 2,4,7,6	0.038 - C	1,4 5,6,7,2	0.014 - F
	3,4 1,2,7,6	0.022 - J	5,2 4,7,6,3	-0.057 - F	3,1 5,6,7,2	0.036 - C
第6层	3,5 1,2,4,6,7	-0.056 - T	5,1 2,4,7,6,3	-0.013 - F	3,4 1,5,6,7,2	0.022 - J

场之间的条件相关关系,表3中每层树结构详细列出了在度量条件相关关系时两市场所考虑的条件市场、根据AIC准则所选取的copula函数及其估计的对应相关系数。例如,R-Vine第3层树中,4,6|2,7表示在分析变量4(燃油期货指数)和变量6(EURCNVC)之间的相关性时以变量2(上证基金指数)和变量7

(原油商品指数)为条件变量,估计其条件相关关系采用的是Frank copula函数,所估计的对应条件相关系数为0.050;D-Vine第5层树中,3,1|2,4,7,6表示在分析变量3(国债指数)和变量1(HS300指数)之间的相关性时以变量2(上证基金指数)、变量4(燃油期货指数)、变量7(原油商品指数)和变量6(EURCNVC)

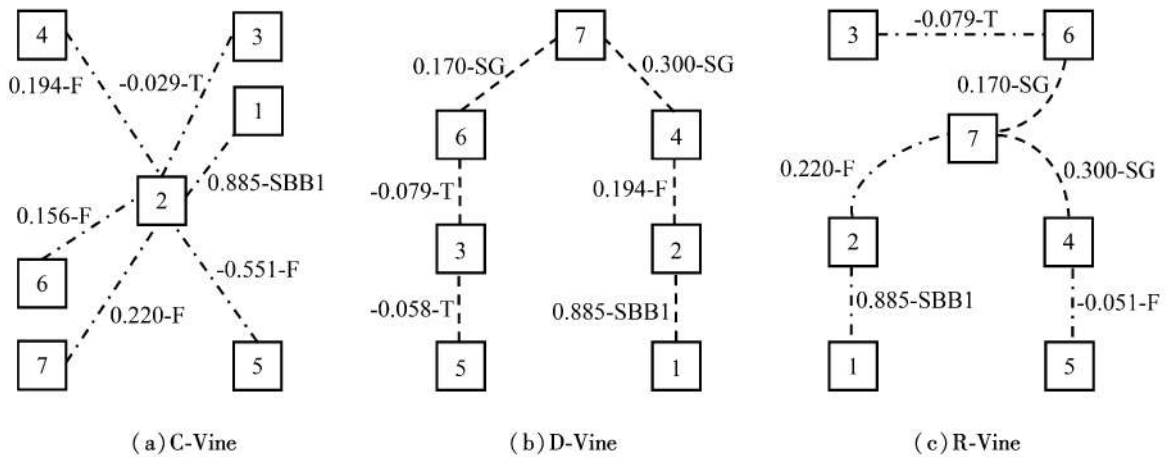


图3 不同Vine-copula模型的第1层树结构估计结果

Figure 3 Estimation Results of the First Level Tree Structures of Different Vine-copula Models

为条件变量,估计其条件相关关系采用的是Clayton copula函数,所估计的对应条件相关系数为0.038。以此类推。

相关性可以用作投资组合的选择依据,在探讨投资组合选择时,假设任意市场都可以进行两个方向的投资,即多头或者空头。从估计的相关系数可知,多数两两市场之间的非条件相关系数均较高,HS300指数与上证基金指数之间的相关系数高达0.885,其他各指数之间的相关系数也大多在0.100以上,因而熊市时要避免在这种具有较高相关性的两市场之间同向投资。从第2层树及后面层次的树结构中可知,除了第2层树中还有条件相关系数超过0.100之外,第3层及后面树层次中的条件相关系数均在0.100以下,有些甚至是负相关。因而,通过对应的多个不同金融市场构建投资组合能够有效规避市场价格同时下跌的风险。

3种不同Vine-copula模型估计结果的第1层树结构如图3所示,图中方框内的数字代表对应的市场,市场之间连线上的大写字母为估计对应两市场之间相关关系的copula函数,连线上的值为所估计的相关系数,由图3可以直观看出3种Vine-copula模型对中国金融市场拟合时不同的树结构。

4.4 不同Vine-copula的拟合效果检验

由于3种不同Vine-copula模型的分解规则不同,最终的估计结果也不同,为了比较3种模型对中国金融市场的拟合效果,用Vuong^[28]检验作为其优劣的判断标准。设 ψ_1 和 ψ_2 分别为要进行对比的第1个模型和第2个模型的密度函数, $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 为各自的参数估计值,设共有M个观察点,对应观察点记为 $\Phi_\tau, \Phi_\tau \in [0,1], \tau = 1,2,\dots,M$,首先定义统计量 ϑ_τ 为

$$\vartheta_\tau = \log \left[\frac{\psi_1(\Phi_\tau | \hat{\theta}_1)}{\psi_2(\Phi_\tau | \hat{\theta}_2)} \right] \quad \tau = 1,2,\dots,M \quad (15)$$

根据(16)式计算统计量 λ ,即

$$\lambda = \frac{1}{M} \frac{\sum_{\tau=1}^M \vartheta_\tau}{\sqrt{\sum_{\tau=1}^M (\vartheta_\tau - \bar{\vartheta})^2}} \quad (16)$$

其中, $\bar{\vartheta}$ 为 ϑ_τ 的均值。(15)式和(16)式中的统计量没有特定含义,Vuong^[28]指出统计量 λ 服从渐进的正态分布。从而通过检验统计量 λ 的值与正态分布对应分位数下的临界值判断模型间的拟合差异,其原假设见(17)式,表示两模型对样本的拟合没有显著性区别,即

$$H_0: E[\Phi_\tau] = 0 \quad (17)$$

表4给出3种不同Vine-copula模型对中国金融市场相关结构估计结果的Vuong检验结果,由表4可知,统计量 λ 的值均在99%水平下所对应的临界值之内及p值大于0.100,由此可知,3种不同Vine-copula模型对中国多金融市场间相关关系的拟合没有显著差异。

表4 不同Vine-copula模型估计结果的Vuong检验
Table 4 Vuong Tests for the Estimation Results of Different Vine-copula Models

对比模型	λ 统计量	p 值	99% 临界值 (上/下)
R-Vine 与 D-Vine	-0.320	0.749	
R-Vine 与 C-Vine	-0.404	0.686	2.580/ -2.580
C-Vine 与 D-Vine	0.050	0.960	

4.5 任意两市场在一个市场条件下的条件相关性分析

为了选择投资组合,本研究进一步分析任意两两市场之间的非条件相关性,并对具有较高非条件相关性的两市场间的影响因素进行探讨。表5给出任意两两市场之间非条件相关性及其在一个条件市场下条件相关性的估计结果,其中非条件相关系数

列为对应两市场组合的非条件相关系数和估计其非条件相关系数所选取的 copula 函数。在探讨投资组合时最为关注的是市场价格同时下跌的风险,因此这里全部运用对下尾分布敏感的 Clayton copula 函数估计其条件相关系数,进而判断两市场在一个条件市场下其市场价格同时下跌的可能性,两两市场间条件相关市场及对应的下尾相关系数见表 5 中一个条件市场下的条件相关系数列。相关性较低(含负

相关)的两市场表明其市场价格同时下跌的可能性较小,因而可以直接构建投资组合,本研究不再探讨其他市场对其相关关系的影响。

由表 5 中非条件相关系数的估计结果可知,以下两两市场之间的非条件相关性达 0.100 以上,HS300 指数与上证基金指数、原油期货指数、欧元兑人民币中间价、原油商品指数之间,上证基金指数与原油期货指数、欧元兑人民币中间价、原油商品指数之间,

表 5 两两市场间非条件相关性及其一个条件市场下的条件相关性
Table 5 Unconditional Correlation between Any Two Markets and Their Corresponding Conditional Correlation under Other One Conditional Market

组合	非条件相关系数	一个条件市场下的下尾条件相关系数				
1,2	0.885 - SBB1	1,213 0.932	1,214 0.929	1,215 0.932	1,216 0.930	1,217 0.927
1,3	-0.017 - T					
1,4	0.178 - N	1,412 0 - T	1,413 0.084	1,415 0.097	1,416 0.072	1,417 0.001
1,5	-0.050 - F					
1,6	0.142 - F	1,612 0.003 - T	1,613 0.050	1,614 0.018	1,615 0.048	1,617 0.002
1,7	0.211 - F	1,712 0 - T	1,713 0.163	1,714 0.044	1,715 0.171	1,716 0.109
2,3	-0.029 - T					
2,4	0.194 - F	2,411 0	2,413 0.097	2,415 0.111	2,416 0.080	2,417 0
2,5	-0.051 - F					
2,6	0.156 - F	2,611 0.001	2,613 0.067	2,614 0.029	2,615 0.067	2,617 0.005
2,7	0.220 - F	2,711 0.002	2,713 0.189	2,714 0.064	2,715 0.199	2,716 0.127
3,4	-0.014 - T					
3,5	-0.058 - T					
3,6	-0.079 - T					
3,7	-0.041 - N					
4,5	-0.051 - F					
4,6	0.142 - F	4,611 0.017	4,612 0.013	4,613 0.055	4,615 0.056	4,617 0
4,7	0.300 - SG	4,711 0.312	4,712 0.307	4,713 0.374	4,715 0.381	4,716 0.314
5,6	0.047 - SG					
5,7	0.017 - SC					
6,7	0.170 - SG	6,711 0.103	6,712 0.092	6,713 0.149	6,714 0.053	6,715 0.159

注:一个条件市场下的下尾条件相关系数列是在对应市场条件下采用下尾敏感的 Clayton copula 函数估计得到的下尾部相关系数,表示价格同时下跌时的可能性;由于 1,412、1,612 和 1,712 表现出负的条件相关性,因而不能用 Clayton copula 拟合,这里用能估计双尾相关性的 T copula 代替。黑体数据为在考虑对应条件市场时其条件相关性为非条件相关性的 20% 以下,即加入该市场构建三元投资组合能够规避仅在两个市场同向投资所面临的风险。

燃油期货指数与欧元兑人民币中间价、原油商品指数之间,欧元兑人民币中间价与原油商品指数之间,熊市时不能直接在以上非条件相关系数较强的两个市场间同向投资。同时可以发现,债券市场和货币市场与其他任意市场间的非条件相关性均较低(低于0.100),因而这两个市场可以作为与其他市场直接构建投资组合的选择。

对具有较高非条件相关性的两两金融市场,本研究详细探讨其他各个市场对其相关性的影响。在分析其他市场对其条件相关性的影响时,若所考虑的条件市场对两市场间非条件相关性的影响达到一定比例,如80%(投资者可以依据自身对风险的偏好设定这一比例,本研究将其设定为80%),即条件相关性是非条件相关性的20%及以下时,就判定在这两个市场之间加入该条件市场能够大幅度降低其非条件相关性(如表5中黑体数据代表的市场组合),从而有效规避市场价格同时下跌的风险。对HS300指数与上证基金指数而言,由于二者间的相关性太强,其他任何市场对其相关性的影响都不大,因此以这两个市场作为同一投资方向(同多头或同空头)与其他任意第3个市场构建投资组合也都无法达到消除风险的目的;燃油期货指数与原油商品指数组合的非条件相关系数为0.300,其他市场对其非条件相关性的影响均较小,因而这两个市场与其他一个市场构建投资组合也不能有效避险;外汇市场与现货市场间的非条件相关系数为0.170,但除在燃油期货指数下的条件相关系数降为0.053外,其他市场对其相关性的影响也不大;对HS300指数与燃油期货指数而言,以二者为同一投资方向、同时以上证基金指数或者原油商品指数为另一投资方向构建三元投资组合能够有效规避不同市场价格同时下跌的风险。其余分析与此类似,若条件相关系数比非条件相关系数大幅下降时,以两个市场为同一投资方向、同时以条件市场为相反投资方向构建三元投资组合可有效规避不同市场价格同时下跌的风险。

4.6 稳健性检验

为了检验本研究结论的稳健性,下面对根据净相关性构建的三元投资组合和直接以具有较高相关性的两市场构建的组合间的收益率进行对比分析。以2013年10月1日至2014年3月31日的实际交易数据进行检验,对比不同组合的收益率在该交易区间的差异。

以HS300指数、上证基金指数和燃油期货指数为例,从表5中可以看出,HS300指数与燃油期货指数间的非条件相关系数为0.178,由于二者间的非条件相关性较强,因而要避免直接在这两个市场进行投资。然而,二者在上证基金指数条件下的条件相关性则为0,因而可以通过加入上证基金指数构建三元投资组合达到规避投资风险的目的。根据4.5节的实证分析,以具有较高非条件相关性的两个市场为同一投资方向、以条件市场为相反投资方向构建三元组合就能够规避仅在两个市场直接投资时不同市场价格同时下跌的风险。本研究以两个投资方向各占50%的比例构建投资组合,考虑到HS300指数和上证基金指数的高相关性,以HS300指数占45%和燃油期货指数占5%为同一投资方向(假设为多头)、以上证基金指数占50%为另一投资方向(假设为空头)构建三元投资组合(下文中对比分析所提到的三元组合即是该组合)。为了方便对比,二元组合中HS300指数和燃油期货指数的比重为各自在三元组合中的两倍,即HS300指数的比重为90%、燃油期货指数的比重为10%,据此构建二元投资组合(下文中对比分析所提到的二元组合即是该组合)进行对比分析。

首先,对比三元组合与二元组合间收益率的走势差异。2013年10月1日至2014年3月31日,HS300指数、上证基金指数和燃油期货指数间共有93个相同交易日,图4给出二元组合与三元组合在93个相同交易日期间的收益率走势,由图4可知,三元组合在此期间走势非常平坦,波动幅度在0.500%以内。

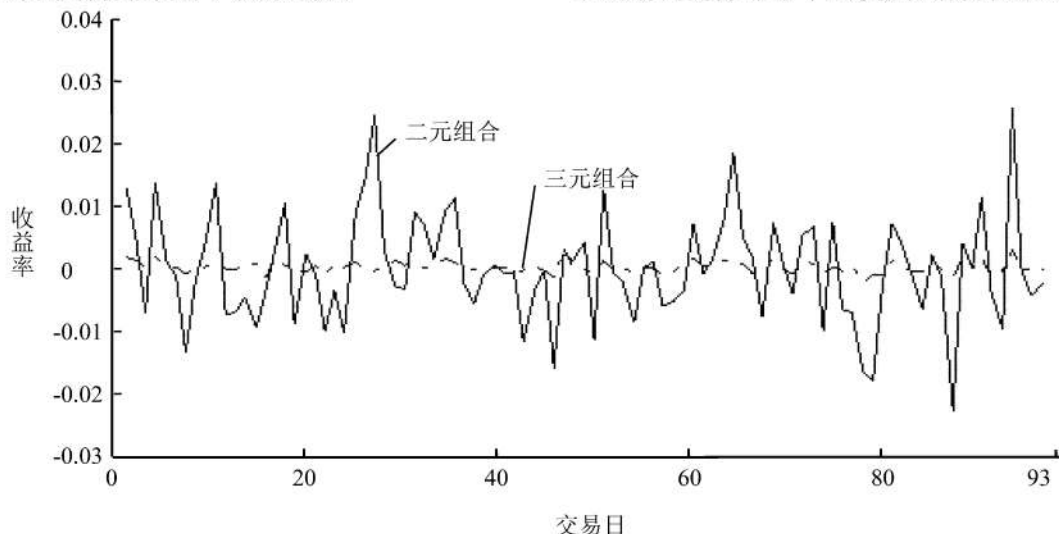


图4 二元组合与三元组合间的收益率差异

Figure 4 Difference of Returns between Binary and Triple Portfolios

表6 不同组合下收益率的对比分析
Table 6 Comparative Analysis of Returns in Different Portfolios

持有期		20	40	60	80	93
均值	二元组合	-0.000383	0.001103	-0.000202	-0.000293	-0.000430
	三元组合	0.000125	0.000056	-0.000024	-0.000107	-0.000112
	比值	-3.064000	19.696429	8.416667	2.738318	3.839286
方差	二元组合	0.000098	0.000104	0.000093	0.000100	0.000110
	三元组合	0.000001	0.000001	0.000001	0.000001	0.000001
	比值	98.000000	104.000000	93.000000	100.000000	110.000000

注:三元组合是以HS300指数(占比45%)和燃油期货指数(占比5%)为同一投资方向(多头),以上证基金指数(占比50%)为相反投资方向构建的投资组合(空头);二元组合是直接以HS300指数(占比90%)和燃油期货指数(占比10%)构建的组合;持有期为2013年10月1日后续的交易日期天数,比值为二元组合的均值和方差与三元组合相应持有期的均值和方差的比值。

二元组合的波动较剧烈,最高波动在3%左右。由此可以直观发现,根据条件相关性构建的三元投资组合的收益率没有剧烈波动,达到了避险的效果。

以上是二元组合与三元组合间收益率的直观差异,下面进一步统计不同组合间的具体差异。根据具体交易数据,本研究把持有期分为2013年10月1日后的20天、40天、60天、80天和93天等不同情形,以收益率的均值和方差两个统计量,计算不同持有期下二元组合的均值和方差与三元组合对应均值和方差的比值,得出两者间的具体差异,对比结果见表6。从收益率的均值看,二元组合的收益率是三元组合收益率的数倍之多。在持有期为60天、80天和93天情况下,两种组合的收益率都为负数,这种情况下直接在两个市场间的投资损失将会是三元投资组合损失的多倍,因而三元投资组合达到了避险的目的。通过不同组合间的方差可知,二元组合的方差是三元组合方差的80倍以上,因而三元组合收益率的波动幅度要远小于二元组合,从统计角度进一步说明图4所表明的二者间的波动差异。

本节以HS300指数、上证基金指数和燃油期货指数为例进行检验,结果表明本研究提出的投资组合方法具有有效的避险效果。其他市场组合也具有相同结论,不再一一说明。因此,根据具体的检验分析可知,对于具有较高非条件相关性的两个市场而言,选择能够有效降低其非条件相关性的其他市场构建三元投资组合,与直接在这两个市场投资相比,三元组合具有稳定的收益率和较好的避险效果。

5 结论

本研究将中国现有金融市场体系中的股票市场、基金市场、债券市场、期货市场、货币市场、外汇市场和商品现货市场纳入统一框架,分别以HS300指数、上证基金指数、国债指数、燃油期货指数、Shibor隔夜拆借利率、欧元兑人民币的中间价和原油商品指数代表各个市场,首先结合GJR和极值理论对各自

边缘分布进行建模,然后采用能够度量多变量间相关性的Vine-copula方法分析不同市场间的净相关关系。通过对比R-Vine-copula、D-Vine-copula和C-Vine-copula 3种不同树结构分解模型,对任意两两市场之间非条件相关性及其在一个条件市场下的条件相关性进行详细分析,得出以下结论。

(1)由AIC准则选取的度量任意两两市场之间非条件相关性的copula函数(即T copula、SG copula等函数)可知,中国金融市场间表现出厚尾相关性和非对称相关性的特征。通过Vuong检验表明,R-Vine-copula、D-Vine-copula和C-Vine-copula 3种不同模型对中国金融市场间相关结构的拟合效果没有显著差异。

(2)一些不同金融市场之间具有较高的非条件相关性,但3种不同模型下较高树层次中估计的相关关系表明,中国两两金融市场在多个市场条件下的条件相关性均较低,对只在两个市场参与的投资而言,在熊市时要避免在这些具有较高非条件相关性的市场间同向投资,而选择那些非条件相关性或者条件相关性较低的市场构建投资组合,有利于规避市场价格同时下跌的风险。

(3)通过对具有较高非条件相关性的金融市场的影响因素分析可知,除HS300指数与上证基金指数、燃油期货指数与原油商品指数以及欧元兑人民币中间价与原油商品指数3个组合外,其他具有较高相关性的两两市场间都可以通过加入某个第3个市场从而有效降低其非条件相关性,即加入了第3个市场后其条件相关性仅为非条件相关性的20%以下。因此,对同时在具有高相关性的两个市场参与的投资者而言,可以通过选择能有效降低其相关性的第3个市场构建投资组合,达到有效规避风险的目的。同时,本研究检验了研究结论的稳健性,相关建议具有可靠性。

GJR和极值理论相结合的方法对中国金融市场边缘分布有较好的拟合效果,在此基础上采用Vine-copula方法综合分析不同金融市场之间的相互关联

情况,并根据非条件相关性和条件相关性的具体估计结果,能够为中国金融市场的投资组合选择提供具体方法。本研究结论对中国金融市场投资者及相关政策制定均有一定的借鉴意义,在投资组合选择的基础上如何分配投资比重才能有效分散投资风险,这是值得进一步研究的问题。

参考文献:

- [1] 吴吉林,原鹏飞. 信息、政策冲击和中国股票、债券及外汇市场一体化:基于 AG-DCC 模型的金融市场动态相关性分析[J]. 南方经济,2009(11):12-21.
Wu Jilin, Yuan Pengfei. Information, policy shocks and integration of Chinese stock, bond and exchange markets [J]. South China Journal of Economics, 2009(11):12-21. (in Chinese)
- [2] 李红霞,傅强. 我国实物资产与金融资产市场的动态相关性研究:基于五元 VAR-DCC-MV-GARCH 模型的系统检验[J]. 预测,2012,31(2):7-12,17.
Li Hongxia, Fu Qiang. Dynamic correlation studies on physical assets and financial asset market in China: An empirical test based on VAR-DCC-MVGARCH model [J]. Forecasting, 2012, 31(2):7-12, 17. (in Chinese)
- [3] 胡东滨,张展英. 基于 DCC-GARCH 模型的金属期货市场与外汇、货币市场的动态相关性研究[J]. 数理统计与管理,2012,31(5):906-914.
Hu Dongbin, Zhang Zhanying. The dynamic conditional correlation between metals futures markets and exchange markets or money market based on DCC-GARCH model [J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2012, 31(5):906-914. (in Chinese)
- [4] 王燕. 基于 FIGARCH 模型的地产股对金融股市场影响分析[J]. 南开管理评论,2013,16(4):154-160.
Wang Yan. Research on the effect of real estate stock market on financial stock market based on FIGARCH model [J]. Nankai Business Review, 2013, 16(4):154-160. (in Chinese)
- [5] 郭彦峰,黄登仕,魏宇. 人民币汇率形成机制改革后的股价和汇率相关性研究[J]. 管理学报,2008,5(1):49-53.
Guo Yanfeng, Huang Dengshi, Wei Yu. Correlation between the stock prices and exchange rates after reforming RMB' exchange rate systems [J]. Chinese Journal of Management, 2008, 5(1):49-53. (in Chinese)
- [6] 龚朴,黄荣兵. 外汇资产的时变相关性分析[J]. 系统工程理论与实践,2008,28(8):26-37.
Gong Pu, Huang Rongbing. Analysis of the time-varying dependence of foreign exchange assets [J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2008, 28(8):26-37. (in Chinese)
- [7] 周好文,晏富贵. 基于时变 Copula 的基金、股票和国债动态尾部相关性分析[J]. 西安交通大学学报:社会科学版,2010,30(4):21-26.
Zhou Haowen, Yan Fugui. Analysis of dynamic tail dependence of funds, stocks and treasury bonds based on time-varying copula [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University: Social Sciences, 2010, 30(4):21-26. (in Chinese)
- [8] 汪冬华,索园园. 金融危机前后中国股票市场和外汇市场的交叉相关性:基于多重分形理论的视角[J]. 系统管理学报,2013,22(3):394-401.
Wang Donghua, Suo Yuanyuan. Cross-correlation between stock market and foreign exchange market in China before and after the financial crisis: A perspective based on multi-fractal theory [J]. Journal of Systems & Management, 2013, 22(3):394-401. (in Chinese)
- [9] Poon S H, Rockinger M, Tawn J. Extreme value dependence in financial markets: Diagnostics, models, and financial implications [J]. The Review of Financial Studies, 2004, 17(2):581-610.
- [10] Cappiello L, Engle R F, Sheppard K. Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns [J]. Journal of Financial Econometrics, 2006, 4(4):537-572.
- [11] Sandoval Junior L, De Paula Franca I. Correlation of financial markets in times of crisis [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2012, 391(1/2):187-208.
- [12] Durante F, Foscolo E. An analysis of the dependence among financial markets by spatial contagion [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2013, 28(4):319-331.
- [13] Joe H. Families of m -variate distributions with given margins and $m(m-1)/2$ bivariate dependence parameters [J]. Lecture Notes-Monograph Series, 1996, 28:120-141.
- [14] Kurowicka D, Cooke R M. Sampling algorithms for generating joint uniform distributions using the vine-copula method [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2007, 51(6):2889-2906.
- [15] Joe H, Li H, Nikoloulopoulos A K. Tail dependence functions and vine copulas [J]. Journal of Multivariate Analysis, 2010, 101(1):252-270.
- [16] Dißmann J, Brechmann E C, Czado C, Kurowicka D. Selecting and estimating regular vine copulae and application to financial returns [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2013, 59:52-69.
- [17] Min A, Czado C. Bayesian model selection for D-vine pair-copula constructions [J]. Canadian Journal

- of Statistics, 2011, 39(2):239–258.
- [18] Chollete L, Heinen A, Valdesogo A. Modeling international financial returns with a multivariate regime-switching copula [J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2009, 7(4):437–480.
- [19] Schmidl D, Czado C, Hug S, Theis F J. A vine-copula based adaptive MCMC sampler for efficient inference of dynamical systems [J]. *Bayesian Analysis*, 2013, 8(1):1–22.
- [20] Pickands III J. Statistical inference using extreme order statistics [J]. *The Annals of Statistics*, 1975, 3(1):119–131.
- [21] 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(1):229–231.
- [22] Aas K, Czado C, Frigessi A, Bakken H. Pair-copula constructions of multiple dependence [J]. *Insurance: Mathematics and Economics*, 2009, 44(2):182–198.
- [23] Bedford T, Cooke R M. Probability density decomposition for conditionally dependent random variables modeled by vines [J]. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 2001, 32(1/4):245–268.
- [24] Bedford T, Cooke R M. Vines: A new graphical model for dependent random variables [J]. *Annals of Statistics*, 2002, 30(4):1031–1068.
- [25] Balkema A A, De Haan L. Residual life time at great age [J]. *The Annals of Probability*, 1974, 2(5):792–804.
- [26] DuMouchel W H. Estimating the stable index α in order to measure tail thickness: A critique [J]. *Annals of Statistics*, 1983, 11(4):1019–1031.
- [27] Czado C, Schepsmeier U, Min A. Maximum likelihood estimation of mixed C-vines with application to exchange rates [J]. *Statistical Modelling*, 2012, 12(3):229–255.
- [28] Vuong Q H. Likelihood ratio tests for model selection and non-nested hypotheses [J]. *Econometrica*, 1989, 57(2):307–333.

The Study of Correlation and Portfolio Selection among Multi-Markets Based on EVT-Vine-copula

Zhang Bangzheng, Wei Yu, Yu Jiang, Li Yunhong

School of Economics and Management, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China

Abstract: There is significance for avoiding investment risk through choosing market investment portfolio with studying the correlation among multi-markets. Taking the stock, fund, bond, future, money, exchange and spot markets in China into a framework, with the indices of HS300, Shanghai Stock Exchange Fund, Bond Index, Fuel Oil Future, Shibor overnight interest rate, central parity rate of Euro against Yuan and crude oil commodity between October 1, 2010 and March 31, 2014 as samples, this study first modeled its marginal distribution with GJR-EVT method, and then analyzed the net correlation among different financial markets with the R-Vine copula, D-Vine copula and C-Vine copula methods, last analyzed the all non-conditional correlation between any two markets and its conditional correlation on the other one conditional market. The main empirical results show that there is significant asymmetric and fat tail correlation characteristics between the different financial markets in China, and the three Vine copula models are not significant different in modeling the Chinese financial markets; There exists high non-conditional correlation between most two of the markets, but their conditional correlation is lower than the 20 percent of non-conditional correlation after taking every other market into account. Composing the triple-portfolio with the corresponding market can avoid the market prices falling at the same time when investment are in the binary-markets; In bear market period, avoiding only long or short investment in the markets with high unconditional or conditional correlation, it could hedge the risk of different market prices fall at the same time through selecting these markets with low non-conditional, or the markets with low or independent conditional correlation to build investment portfolio.

Keywords: financial markets; Vine-copula; conditional correlation; investment portfolio selection; investment risk

Received Date: December 3rd, 2013 **Accepted Date:** May 3rd, 2014

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China(71371157, 71071131) and the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China(20120184110020)

Biography: Zhang Bangzheng, a Guizhou Zunyi native (1985 –), is a Ph. D. candidate in the School of Economics and Management at Southwest Jiaotong University. His research interests include financial engineering and financial risk management, etc. E-mail: zzhnr@163.com □