

国家自然科学基金委员会管理类重要期刊(A级)

中文社会科学引文索引(CSSCI)期刊

中国科学引文数据库来源期刊

国家中文核心期刊

ISSN 1003-1952

管理评论

MANAGEMENT REVIEW

基于欧洲主权债务危机背景下的金融传染分析

基金规模与市场波动的模拟实验研究

随机森林方法及其在客户流失预测中的应用研究

影响中国企业赈灾捐款的省区因素

ISSN 1003-1952



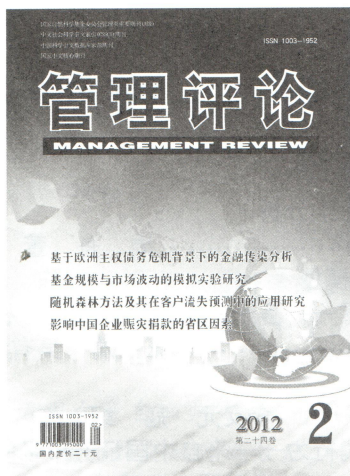
9 771003 195000

国内定价二十元

2012

第二十四卷

2



管理评论(1989年创刊)

GUAN LI PING LUN

中国科学院主管

中国科学院研究生院 主办

编辑出版 《管理评论》杂志社

地址 北京市中关村东路80号7号楼112室
中国科学院研究生院管理学院

邮政编码 100190

电子邮件 mreview@gucas.ac.cn

网址 <http://www.glpizz.com>

<http://www.mscas.ac.cn>

电话 (010)82680674

传真 (010)82680674

国际标准刊号 ISSN 1003-1952

国内统一刊号 CN11-5057/F

邮发代号 82-395

广告许可证 京石工商广字第0038号

国内发行 北京市报刊发行局

海外发行代理 美洲美国旧金山时代有限公司

东南亚马来西亚星州日报发行系统

出版日期 每月25日

设计印刷 北京柏力行彩印有限公司

国内定价 20元(人民币)

国外定价 7(美元)

顾问委员会

主任: 成思危

委员: 王众托 乌家培

刘源张 李京文

汪应洛 郭重庆

李善同 陈晓田

编辑委员会

主任: 石勇

副主任: 高自友 吕本富

委员: (以姓氏笔划为序)

方兆本 中国科技大学

石勇 中国科学院研究生院

冯芷艳 国家自然科学基金委员会

吕本富 中国科学院研究生院

刘作仪 国家自然科学基金委员会

刘增良 国防大学

李一军 哈尔滨工业大学

李维安 南开大学

李新春 中山大学

吴世农 厦门大学

汪同三 中国社会科学院数量经济与技术经济研究所

汪寿阳 中国科学院数学与系统科学研究院

时勤 中国科学院研究生院

杨列勋 国家自然科学基金委员会

张维 天津大学

张金隆 华中科技大学

张维迎 北京大学

张晓林 中科院文献情报中心

陈收 湖南大学

陈晓红 中南大学

周寄中 中国科学院研究生院

赵纯均 清华大学

赵景华 中央财经大学

赵曙明 南京大学

高自友 国家自然科学基金委员会

贾建民 西南交通大学

席酉民 西安交通大学

黄季焜 中国科学院农业政策研究中心

黄海军 北京航空航天大学

曾勇 电子科技大学

魏一鸣 北京理工大学

社长: 吕本富

主编: 石勇

副主编: 高自友 许健

编辑部主任: 许健

副主任: (以姓氏笔划为序)

闫妍 周丽英 梁东生

责任编辑: 周丽英 马婵

王彦春 果琳琳

英文编辑: 宋艺兵

目 录

Contents

Vol.24 No.02 (2012)

国家自然科学基金委员会管理类重要期刊 (A级)

中文社会科学引文索引(CSSCI)期刊

中国科学引文数据库来源期刊

国家中文核心期刊

风险管理与系统工程专题

基于欧洲主权债务危机背景下的金融传染分析

..... 周 舟 董 坤 汪寿阳 3

金融资产的动态非线性相关:一个新的模型 陈 蓉 陈妙琼 12

商业银行安全水平的测度及其影响因素——基于跨国数据的实证分析

..... 张金清 吴有红 陈 卉 24

外商直接投资区位选择与风险分析

..... 彭 怡 李友元 寇 纲 施 宇 石 勇 31

会计稳健性是否会影响分析师盈余预测行为——来自中国证券市场的证据

..... 肖斌卿 郑莉莉 李心丹 朱文俊 36

人民币与新台币汇兑定价机制研究 冯 玲 金 延 45

基金规模与市场波动的模拟实验研究 王立民 曹诗男 黄文超 53

CERs 收益权质押融资业务的质押率模型 张国兴 刘 鹏 59

经济与金融

现金流风险研究综述 刘金霞 韩立岩 娄 静 王哲兵 65

基于向量误差修正模型的股指期货价格发现功能研究

..... 刘向丽 张雨萌 71

基于信用评分模型的我国商业银行客户违约概率研究

..... 王 颖 聂广礼 石 勇 78

进入中国的 FDI 的行为变迁对国际收支的影响研究

..... 张小波 傅 强 88

民营上市公司实际控制人与现金股利研究 王爱国 宋理升 97

价格持续期、信息传递与市场微观结构——基于非对称 ACD 模型的实证分析

..... 邓学龙 欧阳红兵 108

技术与创新管理

基于专利指标的中国区域创新趋同的时空演变特征分析

..... 潘雄锋 史晓辉 116

电子商务与信息管理

应用视角的 IT 与业务融合规律研究 肖静华 谢 康 张延林 122

控制,吸收能力与知识转移——基于离岸 IT 服务外包业的实证研究

..... 邓春平 毛基业 131

市场营销

随机森林方法及其在客户流失预测中的应用研究 应维云 140

组织行为与人力资源管理

领导对员工创新影响的综述

..... 曲如杰 孙军保 杨 中 司国栋 时 勘 146

企业执行力的概念模型及其度量方法——基于中国核电企业的实证研究

..... 殷 雄 吴泗宗 Philippe LÉ 顾明毅 154

双重视角下的竞争优势:内涵、代表性研究与基本分析单位

..... 张敬伟 王迎军 163

公共管理

影响中国企业赈灾捐款的省区因素——“5·12”地震内地企业捐款实证研究

..... 赵晓琴 万迪昉 171

金融资产的动态非线性相关 : 一个新的模型

陈 蓉¹ 陈妙琼²

(1. 厦门大学经济学院, 厦门 361005;

2. 厦门银行, 厦门 361012)

摘要 : 基于 Kendall's τ 秩相关系数的优越性和定义, 本文提出了新的具有明确经济意义的动态条件相关 copula 模型, 将常用的 Gaussian、Clayton 和 Gumbel 函数统一根据该演化方程实现动态化, 构造出三种 Kendall's τ 动态条件相关 copula 模型, 可用于刻画不同的相关模式。这些模型不仅参数少、容易估计, 避免了现有动态条件相关 copula 模型构建方法各异导致的在实证中不利于比较的缺点, 而且能够进行多步向前预测, 有效地减少了进行样本外预测时的计算量, 从而为刻画时变、非线性、非对称性和尾部相关等复杂的动态相关模式提供了新方法。

关键词 动态条件相关 copula; 相关性; Kendall's τ

引 言

无论在资产定价、资产配置还是风险管理中, 相关系数都是不容忽视的重要参数。2008 年爆发的次贷危机更凸显了过于粗略的相关系数可能导致的严重后果。然而, 在金融研究和应用中, 相关性是一个长期被人为简化的领域。很长时间内, 人们都采用简单的线性常相关系数来描述金融资产间的相关性。近年来相关性领域的研究逐渐深入, 其发展大体可以分为两个方向: 动态相关模型和 copula 模型。以动态条件相关 (Dynamic Conditional Correlation, DCC) 模型^①为代表的研究侧重于将原来的常相关系数拓展为时变的动态相关系数。由于此类模型具有参数较少、意义明确以及易于估计的优势, 近年来在金融领域涌现出大量运用 DCC 考察金融变量动态相关性的研究文献。然而, DCC 类模型的最大缺点在于, 其所能捕捉的仍然是基于线性和正态分布等假设下的相关特征, 在面对日趋复杂和一体化的全球金融市场所呈现出来的非线性、非对称和尾部相关等复杂的相关模式时, 这些模型往往显得力不从心。与之相比, copula 模型的优势正是其可以捕捉变量间的非线性、非对称和尾部相关关系, 但传统 copula 模型的一个重要不足在于, 其通常使用常数条件相关参数来描述市场间的相关性, 这在很大程度上限制了它的应用。

Patton^②提出的条件 copula 模型以及其他拓展研究可以视为对这两类模型优势的结合, 其核心思想是通过构造 copula 函数参数的演化方程, 明确变量间相关性的变化过程, 从而发展出动态条件相关 copula 模型, 使得 copula 模型不仅可以反映复杂的非线性相关关系, 而且可以刻画变量间的动态相关性, 从而将前两种模型的优点有机地结合起来。

但是, 现有的动态条件相关 copula 模型仍然存在不足之处。首先, 在一些以椭圆族 copula 中的相关系数 ρ

收稿日期 2010-10

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71101121; 70971114)。

作者简介: 陈蓉, 厦门大学经济学院教授, 博士生导师, 博士, 美国康奈尔大学博士后; 陈妙琼, 厦门银行资金营运部, 硕士。

^①DCC 模型中, 较为常见的是 Engle^③提出的模型, 本文将之称为 DCC_E, 而将 Tse 和 Tsui^④提出的模型称为 DCC_T 模型。

设定动态条件相关 copula 模型的研究中 ρ 通常只是概率转换后变量的线性相关系数,并不能直接度量我们研究对象的线性相关程度,没有明确的经济意义。为了对此进行改进,一些学者以 Kendall's τ 秩相关系数为基础设定演化方程。和线性相关系数相比, Kendall's τ 秩相关系数具有单调增变换不变性、稳健性和对相关关系的描述程度更广等优点。但在现有的研究中, Kendall's τ 演化方程中的外生变量经济意义仍不明确,且没有考虑相关系数的自相关性。在不知道变量所代表的经济含义及其影响因素的情况下,人为设定变量服从某个特定过程显然是不合理的。最后,由于前两个问题的存在,现有动态条件相关 copula 模型不适用于进行样本外预测,模型的应用受到很大的约束。

针对上述问题,本文进行了一系列新的探索。首先,我们提出了一种新的基于 Kendall's τ 的动态条件相关 copula 方程,该模型参数的经济意义明确,考虑了相关系数的自相关性,可以方便地进行样本外预测,从而大大提高了模型的应用性;其次,我们提出了一种新的基于 Kendall's τ 动态条件相关 copula 模型的多步向前预测方法,可以有效地减少进行样本外预测时的计算量;第三,我们第一次将 Gaussian、Clayton 和 Gumbel 这三种常用 copula 函数统一根据新的 Kendall's τ 秩相关系数演化方程实现动态化,避免了现有动态条件相关 copula 模型构建方法各异,在实证中不利于比较的缺点,还能刻画不同的尾部相关性。

为了考察这一新模型在实际中的应用性,并与其他现有的相关性模型进行比较,我们以二元序列为例构造出 Kendall's τ 动态条件相关 copula 模型,将其用于研究中国和世界多个股市之间相关性的时变情形,并采用经济标准(即考察样本外 VaR 的准确度)对不同的相关性模型进行了比较。结果表明,在所有情形下,捕捉非线性相关关系的 copula 模型要优于基于正态分布和线性相关的 DCC 和 CCC 模型;而在 copula 类的模型中,本文提出的动态条件相关 copula 模型在刻画密切相关的变量关系上具有显著优势,而相关性较低的变量只需要常数条件 copula 模型就能较好地拟合它们之间的关系。

论文共分 6 个部分。第 1 部分是引言,阐述了本文的选题意义、所做工作和主要贡献;第 2 部分为文献综述;第 3 部分描述了本文提出的新模型;第 4 部分为实证检验设计和样本数据;第 5 部分报告实证结果,最后是结论。

文献回顾^②

1959 年, Sklar 首次建立 copula 理论并提出 Sklar 定理,搭建了联合分布函数与边际分布连接的桥梁。由于 copula 模型善于捕捉多维变量间的非线性、非对称和尾部相关等复杂的相关模式,自 1999 年 Embrechts 等^[4]把 copula 引入金融数量分析领域之后, copula 在金融领域的应用取得了许多有意义的成果。但传统 copula 模型的一个重要不足在于,其通常使用常数条件相关参数来描述市场间的相关性,这在很大程度上限制了它的应用。

以 Patton^[3]提出的条件 copula 理论为基础,动态条件相关 copula 模型突破了传统 copula 模型的局限,能够刻画复杂相关关系的时变过程。其基本原理可以用以下边际分布为 t-GARCH(1, 1)的条件 copula 模型为例来加以说明:

$$\begin{aligned} r_{i,t} &= \mu_i + \varepsilon_{i,t} \\ \sigma_{i,t}^2 &= c_i + \beta_i \sigma_{i,t-1}^2 + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 \\ u_{i,t}|I_{t-1} &= \sqrt{\frac{v_i}{\sigma_{i,t}^2(v_i-2)}} \cdot \varepsilon_{i,t}|I_{t-1} \sim i.i.d. t_{v_i}(\cdot|I_{t-1}) \end{aligned} \quad (1)$$

$$F(u_{1,t}, \dots, \mu_{N,t}|I_{t-1}) = C_i(t_{v_1}(u_{1,t}|I_{t-1}), \dots, t_{v_N}(u_{N,t}|I_{t-1})|\theta|I_{t-1})$$

其中 $r_{i,t}$ 表示第 i 列收益率在 t 时刻的值, μ_i 是该序列的均值, $\varepsilon_{i,t}$ 是相应的残差且服从 t 分布,其条件方差 $\sigma_{i,t}^2$ 具有如上结构,因此 $u_{i,t}|I_{t-1}$ 是标准化了的残差, t_{v_i} 表示自由度为 v_i 的标准 t 分布的密度函数; $F(\cdot, \dots, \cdot|I_{t-1})$ 是 $(u_{1,t}|I_{t-1}, \dots, \mu_{N,t}|I_{t-1})$ 的联合分布函数, $C_i(\cdot, \dots, \cdot|\theta|I_{t-1})$ 是其相对应的条件 copula 分布函数。

在条件 copula 模型的研究中,通常令 copula 函数的形式不变。也就是说,所研究的相关模式不变,随时间变化的只是模型中 copula 函数的参数 θ_t ,即只研究金融资产间的相关程度随时间改变。因此,在运用条件

^②由于篇幅所限,本文仅对动态条件 copula 模型进行文献综述。

copula 模型研究资产间相关关系的动态变化时,其关键在于通过定义相关参数 θ_t 随时间演化的方程来确定变量间的相关性变化,这也是本文要研究的重点。当 θ_t 随时间改变时,模型即是动态条件相关 copula 模型;当 θ_t 为常数时,模型即退化为传统的常数条件相关 copula 模型;

目前来看,根据选取参数的不同,现有的动态条件相关 copula 模型大体可以分为三类:一类以 Patton^[3]的二元 Gaussian copula、Bartram 等^[5]的 Gaussian copula 模型、Zhang 和 Guégan^[6]的 t-copula 模型为代表,其共同特征是对相关系数 ρ 构建动态模型。例如,Patton^[3]用一个类似于 ARMA(1,10)的过程来描述变量 u 和 v 二元 Gaussian-copula 的相关程度参数:

$$\rho_t = \tilde{\Lambda}(\omega_N + \beta_N \rho_{t-1} + \alpha_N \times \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} \Phi^{-1}(u_{t-i}) \Phi^{-1}(v_{t-i})) \quad (2)$$

其中 $\Phi^{-1}(\cdot)$ 为正态随机变量累积分布函数的逆函数,函数 $\tilde{\Lambda}(\cdot)$ 定义为 $\tilde{\Lambda}(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$, 它的引入是为了确保 ρ_t 始终处于区间 $[-1, 1]$ 内。在式(2)中,回归变量 ρ_{t-1} 用于捕捉相关性参数的持续性,而滞后十阶的观测值的转换变量 $\Phi^{-1}(u_{t-i})$ 和 $\Phi^{-1}(v_{t-i})$ 乘积之和的均值可以用来捕捉相关性的变化。类似地,Matlab 软件中新推出的 Dynamic copula toolbox 中的动态 copula 模型也是针对 Gaussian copula 中的相关系数 ρ , 借用 DCC 模型的基本形式进行建模的。

但是,此类模型的缺点在于:首先,模型参数 ρ 只是概率积分转换后的变量 U 和 V 的线性相关系数,不是我们要考察的概率积分转化前的随机变量 (X, Y) 间的相关关系。这意味着参数 ρ 和其它的 copula 函数——如阿基米德族 copula 函数中的单参数 θ 一样,并没有明确的经济意义。其次,由于线性相关系数本身固有的缺陷,以它来设定演化方程是无法全面描述变量间相关关系的。最后,一些外生变量的选取也存在问题。Patton^[3]定义的 Gaussian copula 中采用 $\frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} \Phi^{-1}(u_{t-i}) \Phi^{-1}(v_{t-i})$ 捕捉相关性变化对参数 ρ 的冲击信息。然而, $\frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} \Phi^{-1}(u_{t-i}) \Phi^{-1}(v_{t-i})$ 反映的是原随机变量 (X, Y) 的前期线性相关性变化,与参数 ρ 的含义通常并不匹配,所以不适合用于考察前期信息对 ρ 冲击的大小。

第二类研究以 Patton^[3]提出的 Joe-Clayton Copula 函数的上下尾相关系数演化方程为代表,其基本思想与第一类研究类似,但考察的参数是上下尾部相关系数 λ_U 和 λ_L :

$$\lambda_{U,t} = \Lambda(\omega_1 + \beta_1 \lambda_{U,t-1} + \alpha_1 \times \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |u_{t-i} - v_{t-i}|) \quad (3)$$

$$\lambda_{L,t} = \Lambda(\omega_2 + \beta_2 \lambda_{L,t-1} + \alpha_2 \times \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |u_{t-i} - v_{t-i}|) \quad (4)$$

其中 $\Lambda(\cdot)$ 函数定义为 $\Lambda(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 为对数转化函数,目的是保证 λ_U 和 λ_L 在任何时刻均在区间 $(0, 1)$ 内。可以看到,在方程(3)与(4)中,外生变量采用的是滞后十期的 u_t 与 v_t 的差的绝对值的均值,虽然这是对前期原随机变量 (X, Y) 线性相关程度的度量,但它和尾部相关系数没有直接的关系,放在尾部相关系数的演化方程里是令人费解的。

第三类研究主要包括 Van Den Goorbergh 等^[7]和 Ane 等^[8]所做的工作,其基本特征是采用 Kendall's τ 秩相关系数设定演化方程。例如 Van Den Goorbergh 等^[7]将 τ 构造为两个变量波动的函数:

$$\tau_t = \gamma(h_{1t}, h_{2t})$$

其中 h_{1t}, h_{2t} 分别代表资产 1、2 在 t 时刻的波动, $\gamma(\cdot)$ 为指定的函数,它用来刻画不同波动水平下资产间相关性的变化。Ane 等^[8]则用

$$\tau_t = \omega_1 + \omega_2 \tau_{t-1} + \omega_3 |u_{t-1} - v_{t-1}| + \omega_4 v_{w,t-1} + \omega_5 v_{r,t-1}$$

来描述金融资产相依结果的变化过程,其中 v_w 和 v_r 分别表示世界和地区金融资产收益率的概率积分变化值。

与其他设定相比,采用 Kendall's τ 秩相关系数设定演化方程具有较大的优势:

首先,由于 Kendall's τ 秩相关系数是通过随机变量 (X, Y) 的和谐概率与非和谐概率的差来定义的,即

$$\tau = P((X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) > 0) - P((X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) < 0)$$

其中 (X_1, Y_1) 和 (X_2, Y_2) 为随机变量 (X, Y) 的独立同分布样本。相关性度量指标 Kendall's τ 反映的是变量一致

性变动的和谐程度,是全局相关性测度,经济意义明确。我们可以根据金融市场相关理论,如风险传染理论等,对其影响因素进行分析,因而可以作为建立动态条件相关 copula 模型的重要桥梁。

其次,引入 copula 函数后,若连续型随机变量 (X, Y) 的 copula 函数是生成元为 $\varphi(\cdot)$ 的阿基米德 copula 函数 $C(\cdot)$, 那么 (X, Y) 的 Kendall 秩相关系数为

$$\tau = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\varphi(u)}{\varphi'(u)} du$$

根据 Genest 和 Rivest^[9], 对于每一个阿基米德 copula 函数, Kendall's τ 秩相关系数是关于 copula 参数 θ 的一个解析函数。也就是说,在金融中我们经常用到的 copula 函数如 Gaussian copula, Clayton copula 和 Gumbel copula 等的参数 θ 与 Kendall's τ 都存在一一对应的关系,只要确定了 Kendall's τ 的动态演化方程,自然也就可以确定参数 θ 的时变特性。这样,我们就可以通过样本数据的 Kendall's τ 秩相关系数度量来估计 copula 函数的参数。

但是,现有的此类研究仍然存在不足之处。Van Den Goorbergh 等^[7]中的 Kendall's τ 秩相关系数由当期资产的波动情况来解释,当资产波动较大时可能会引起相关性的增强,演进过程清晰明了,具有一定的说服力。但其问题在于,他只用了当期的市场或者资产波动来预测当期的 Kendall 秩相关系数 τ ,而未考虑历史信息的影响。我们知道,金融资产收益序列通常具有自相关性,当期的情况往往受到历史信息的影响。例如,在不利消息传出后,可能会连续几天甚至更长时间在股市出现大幅振荡的局面,这也符合金融资产波动的聚集特性。此外, Van Den Goorbergh 等^[7]仅仅以波动的绝对值进行建模,可能会让资产组合中波动较大的单个资产掩盖掉平时较稳定的资产在发生大的波动时对资产相关性的影响。

而 Ane 等^[8]中的 Kendall's τ 秩相关系数演化方程虽然考虑了变量自相关性的影响,但其模型外生变量滞后一期的 u_t 与 v_t 之差的绝对值也是对前期原随机变量 (X, Y) 线性相关程度的度量,与 Kendall 秩相关系数 τ 没有直接关系,不适宜加入方程。

综上所述,动态条件相关 copula 模型具有运算简便、能灵活拟合数据分布的优势,但其中的关键在于要让 copula 函数的参数演化方程构造恰当,并具有明确的经济意义。在不知道参数所代表的意义及影响因素的情况下,强制变量服从某一过程是没有任何意义的,这样我们也很难知道影响参数变化的因素,从而缺乏依据来确定演化方程的外生变量。现有动态条件相关 copula 模型的参数演化方程正是存在这些缺陷。

基于这一现状,本文的研究就是从 copula 函数的相关系数指标中选取一个经济意义明确并且与 copula 函数中参数映射关系清晰的指标作为桥梁,通过确定该指标的动态演进方程来构造更合理的动态条件相关 copula 模型。从前文分析结果可以发现, Kendall's τ 秩相关系数恰好是这样—个指标,所以下文我们将围绕该系数构建新的动态条件相关 copula 模型,以期对现有的动态条件相关 copula 模型进行改进。

模型方法

1. 新的 Kendall's τ 秩相关系数演化方程

鉴于现有动态条件相关 copula 模型演化方程的缺陷,我们在全面考虑变量经济意义和前期信息影响的基础上,提出新的 Kendall's τ 秩相关系数演化方程如下:

$$\tau_t = (1 - \alpha - \beta)\bar{\tau} + \alpha\Gamma_{t-1} + \beta\tau_{t-1} \quad (5)$$

其中 $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, $\alpha + \beta \leq 1$, τ_t 是 t 时刻的条件 Kendall's τ 秩相关系数, τ_{t-1} 用于衡量变量间的自相关性, $\bar{\tau}$ 是无条件 Kendall's τ 秩相关系数, $\Gamma_{t-1} = \frac{2}{p(p-1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j<i} A_{i,j}$, 其中 $A_{i,j} = \text{sgn}(X_i - X_j)(Y_i - Y_j)$, $\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$ 为符号函数。也就是说,若样本数量为 n , Γ_n 是样本的经验 Kendall's τ 秩相关系数。

与现有的动态条件相关 copula 模型相比,本文新设定的演化方程不仅考虑了参数自相关性的影响,而且选择了合适的外生变量 Γ_{t-1} 。由于

$$E[A_{i,j}] = (+1)P((X_i - X_j)(Y_i - Y_j) > 0) + (-1)P((X_i - X_j)(Y_i - Y_j) < 0) = \tau,$$

因此 Γ_{t-1} 为 t 时刻前 p 期的 Kendall's τ 秩相关系数的经验估计量,类似 DCC_T 模型中的外生冲击一项^③。 Γ_{t-1} 含

^③DCC_T 的核心是时变相关系数动态过程: $R_t = (1 - \theta_1 - \theta_2)R + \theta_1\Psi_{t-1} + \theta_2R_{t-1}$, $\theta_1 + \theta_2 < 1$, 其中 R_t 为时变的相关系数, R 的含义是无条件相关系数, 外生变量 Ψ_{t-1} 则是过去 m 期标准化残差的样本相关系数。因此,本文借鉴了 DCC_T 模型的基本思想。

义与 Kendall's τ 秩相关系数相匹配,能够体现该相关系数上升(下降)趋势对 τ_t 的冲击,避免了现有演化方程中外生变量的变化与方程目标变量变化没有直接关系的缺点。

此外,本文的新演化方程还规定了合理的方程系数取值范围。现有 Patton^[3]的二元 Gaussian copula 模型、Joe-Clayton copula 模型与 Zhang 和 Guégan^[6]的 t-copula 模型皆采用对数转换函数保证相关程度参数始终保持在取值范围内,因此,演化方程系数取值范围不限。但这并不符合相关程度参数自相关性大小通常应该在 0-1 之间的实际情况,且根据已有的 DCC 模型实证结果,外部冲击变量的系数通常也很小。为避免这样的方程系数大小不合实际的情况,本文仿照 DCC 模型规定了演化方程系数的变化范围,既保证了相关参数的取值要求,又符合应有的经济意义。

因此,从理论上讲,基于方程(5)构建的新的动态条件相关 copula 模型比现有模型更为合理,为了与其他模型相区别,本文将其称为 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型。

2、多步向前预测法

虽然 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型具有前文所述的一些优势,但我们需要从实证上检验新模型的有效性,与现有的条件相关模型比较。评价模型表现的标准之一就是看能否对未来做出准确预测,所以我们首先需要构建样本外预测的方法。本部分中,我们将借鉴 CCC 和 DCC_E 模型的预测方法,推导出以式(5)为参数演化方程的 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型的多步向前预测。为此,我们先简要回顾一下 CCC 和 DCC_E 模型的预测方法。

由于 CCC 模型的条件相关系数是常数,因此

$$E_t[R_{t+r}] = R_t = \hat{R}, \quad r \geq 1.$$

DCC_E 模型是一个非线性过程,其中

$$Q_{t+r} = (1-\alpha-\beta)Q + \alpha(u_{t+r-1}u'_{t+r-1}) + \beta Q_{t+r-1} \quad (6)$$

这里 $E_t[u_{t+r-1}u'_{t+r-1}] = E_t[R_{t+r-1}]$, $R_{t+r} = Q_{t+r}^{*-1} Q_{t+r} Q_{t+r}^{*-1}$, 因此 r 步的相关性预测不能通过一个简便的方法求出,Engle 和 Sheppard^[10]发展了两种技术对此进行了简化。第一种技术是利用 $E_t[u_{t+1}u'_{t+1}] \approx Q_{t+1}$, 得到 Q 的 r 步向前预测为

$$E_t[Q_{t+r}] = \sum_{i=0}^{r-2} (1-\alpha-\beta)\bar{Q}(\alpha+\beta)^i + (\alpha+\beta)^{r-1}Q_{t+1}$$

$$R_{t+r} = Q_{t+r}^{*-1} Q_{t+r} Q_{t+r}^{*-1}$$

另外一种方法是,利用 $\bar{Q} \approx \bar{R}$ 和 $E_t[Q_{t+1}] \approx E_t[R_{t+1}]$ 可以直接得到:

$$E_t[R_{t+r}] = \sum_{i=0}^{r-2} (1-\alpha-\beta)\bar{R}(\alpha+\beta)^i + (\alpha+\beta)^{r-1}R_{t+1} \quad (7)$$

对于式(5)来说,在 t 时刻条件 Kendall's τ 秩相关系数的一步向前预测为

$$\tau_t(1) = \tau_{t+1} = (1-\alpha-\beta)\bar{\tau} + \alpha\Gamma_t + \beta\tau_t,$$

其中 Γ_t , τ_t 都是已知的。由于 $E_t[\tau_{t+2}] = (1-\alpha-\beta)\bar{\tau} + \alpha E_t[\Gamma_{t+1}] + \beta\tau_{t+1}$, 借鉴 Engle 和 Sheppard^[10]的思想,利用 $E_t(\Gamma_{t+1}) \approx \tau_{t+1}$ 可推导出

$$\tau_t(2) = E_t[\tau_{t+2}] = (1-\alpha-\beta)\bar{\tau} + (\alpha+\beta)\tau_t(1),$$

反复迭代可得

$$\tau_t(r) = [1 - (\alpha+\beta)^{r-1}]\bar{\tau} + (\alpha+\beta)\tau_t(1), \quad r > 1$$

从而得到条件 Kendall's τ 秩相关系数的多步向前预测。最后,根据 copula 函数参数与 Kendall's τ 的对应关系,就可以得到 copula 函数参数的多步向前预测。

3、模型优劣评价标准

在完成预测之后,如何对不同模型的预测结果进行评价和比较,显然是模型对比的重要一步。Diebold 等^[11]认为设定一个普遍接受的评价准则是不可能的,因此经济学家创造了很多特殊的经济计量准则来解决这类问题。

比较模型在预测样本内和样本外优劣时常采用的方法主要有两种:一种是统计上的标准,比如,似然函数、均方差(MSE)和平均绝对距离(MAD)等;另一种是经济上的标准,包括用于计算风险值 VaR(Value at

Risk)时的准确度等。

已有文献常采用 MSE 或 MAD 方法评价 GARCH 类模型预测条件方差-协方差矩阵的效果,由于真实波动率的值是无法观测到的,因此为了评价其预测值的效果必须要构造一种所谓代理值(proxy)。Andersen 等^[12]利用高频数据构建了日内收益率的波动率(intraday volatility),即已实现波动率(realized volatility)作为真实波动率的代理指标进行预测效果的评价,取得了较可靠的结果。但是,高频数据往往很难取得,因此有学者(如 Pelletier^[13])采用收益率残差的积 $\varepsilon_t \varepsilon_t'$ 作为真实波动率的代理值来计算 MSE 和 MAD,其中 ε_t 是收益率残差的列向量。尽管 $\varepsilon_t \varepsilon_t'$ 是真实波动率的无偏估计量,但其测度也充满了噪声,它不是真实波动率的精确估计,因为均值已知的随机变量的单个观察不可能提供该随机变量方差-协方差矩阵的精确估计。于是有学者(如 Ledoit 等^[14])又仿照已实现波动率构造了低频数据的波动率作为代理值,但其可靠性易受估计窗口长短的影响,并且缺乏选择窗口长度的标准。

鉴于本文将使用的是低频数据及 MSE 和 MAD 评价方法的缺陷,本文将采用第二种方法对模型预测效果进行评价,具体做法是通过比较各模型预测样本外 VaR 时的准确度评价模型的优劣。与统计标准相比,VaR 是重要的风险度量工具,使用其评价模型预测效果,实际应用价值更大。

具体来看,VaR 模型的准确性检验是指 VaR 模型的测量结果对实际损失的覆盖程度。本文将采用 Kupiec 失败率检验法进行检验^[15]。假定实际考察天数为 T ,失败天数为 N ,VaR 置信度为 α ,失败率为 p 。假定 VaR 估计具有时间独立性,则失败天数 N 服从参数为 T 和 p 的二项分布,即 $N \sim B(T, p)$ 。在原假设 $H_0: p = p^*$ 下,似然比计算公式为

$$LR = -2\ln[(1-p^*)^{T-N} p^{*N}] + 2\ln[(1-N/T)^{T-N} (N/T)^N] \sim \chi^2(1)$$

因此,通过计算,在 5% 的显著性水平下,如果 $LR > 3.8415$,我们将拒绝原假设;同理,2.5% 下的临界值是 5.025,1% 下的临界值是 6.64。

实证检验设计

1. 检验设计

虽然 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型具有前文所述的一些优势,但在实证研究中我们还是应仔细判断它的适用范围,当变量间以常数条件相关为主时有可能就不需要使用动态条件相关模型。因此,为了更好地评价 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型的优劣并判断它是否适用,在我们的检验中,我们将把 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型、常数条件相关 copula 模型、动态条件相关模型(DCC_E)和常数条件相关模型(CCC)进行比较研究,即依据 Kupiec 失败率检验法对各模型的组合风险值 VaR 的预测值进行检验以对比分析各模型优劣,从而揭示本文提出的新模型的优势,同时更好地理解各类模型的优缺点。

由前文分析可知,Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型可以采用两步估计法进行估计,因此,选择恰当的边际分布是我们正确建立模型的第一步。

由于 GARCH 模型描述和预测金融时间序列的波动性已被广泛接受,本文将采用 GARCH(1,1)模型对各收益率序列建模,大量实证研究证明 GARCH(1,1)模型已足以很好地刻画单个收益率序列。但是,在 CCC 和 DCC_E 模型中,由于通常我们假定各收益率序列服从联合正态分布,边际分布只能采用 normal-GARCH(1,1)形式。而在 copula 模型中,由于 copula 函数可与任意边际分布模型搭配,所以我们选择能较好地描述资产收益的偏斜和厚尾特征的 t 分布对收益率序列建模,具体模型可见(1)式。

建立 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型的第二步就是选择适当的 copula 函数。

Gaussian copula 是椭圆族 copula 的典型代表之一。若 $F(\cdot)$ 为标准二元正态分布 $\Phi_\rho(\cdot)$ 且 $F_i(\cdot)$ $i=1, 2$ 为单变量标准正态分布 $\Phi(\cdot)$, 则二元 Gaussian copula 可表示为

$$C^{\text{Ga}}(u_1, u_2) = \Phi_\rho(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2)),$$

椭圆族 copula 分布在金融领域的应用十分广泛,其主要的原因是椭圆族 copula 分布的性质容易掌握,而且模拟比较容易实现。另外,由于椭圆分布的对称性,椭圆族 copula 存在对称的尾部相关性。

另外,阿基米德 copula 函数是目前在金融领域应用最为广泛的一类 copula 函数,阿基米德族 copula 具有

很多优良的性质,如对称性、满足结合率等。阿基米德族 copula 还具有计算方便等优点。常见的有 Clayton copula 和 Gumbel copula 等。

以二元为例,Clayton copula 的生成元为 $\varphi(u)=\frac{1}{\alpha}(u^{-\theta}-1)$ $\theta>0$ 时其二元分布函数 $C^{Cl}(u_1, u_2)=(u_1^{-\theta}+u_2^{-\theta}-1)^{-1/\theta}$; $\theta=0$ 时, $C^{Cl}(u_1, u_2)=u_1u_2$ 。而 Gumbel copula 的生成元为 $\varphi(u)=-(\ln u)^\theta$ $\theta \geq 1$, 其二元分布函数 $C^{Gu}(u_1, u_2)=\exp(-[(\ln u_1)^\theta+(\ln u_2)^\theta]^{1/\theta})$ 。

由 Kendall's τ 的定义和定理,我们可推导得:

对于 Gaussian copula $\tau=\frac{2}{\pi}\arcsin \rho$ $-1 \leq \rho \leq 1$;

对于 Clayton copula $\tau=\frac{\theta}{\theta+2}$ $\theta \geq 0$;

对于 Gumbel copula $\tau=\frac{\theta-1}{\theta}$ $\theta \geq 1$ 。

不同类型的 copula 对尾部相关性的刻画是不一样的。Gaussian copula 具有零尾部相关性,Clayton copula 和 Gumbel copula 具有非对称性,可以用来描述变量间非对称的相关模式,不同的是 Clayton copula 强调随机变量间具有更高的下端尾部相关性,而 Gumbel copula 则强调随机变量间具有更高的上端尾部相关性。又因为这三个 copula 函数的上(下)尾部相关系数 $\lambda_L(\lambda_U)$ 也与 copula 参数 θ 有一一对应关系:

对于 Gaussian copula $\lambda_L=\lambda_U=\begin{cases} 0 & \rho < 1 \\ 1 & \rho = 1 \end{cases}$;

对于 Clayton copula $\lambda_L=0$ $\lambda_U=2^{-\frac{1}{\theta}}$ $\theta > 0$;

对于 Gumbel copula $\lambda_L=2-2^{\frac{1}{\theta}}$ $\lambda_U=0$ $\theta \geq 1$ 。

所以,通过确定这三个 copula 函数的 Kendall's τ 演化方程,我们也可以描绘出上(下)尾部相关系数的变化过程。

因此,本文将选择 Gaussian copula,Clayton copula 和 Gumbel copula 这三种函数构建不同的 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型和常数条件相关 copula 模型,以发挥 copula 函数在联合分布建模上的巨大灵活性,更好地匹配不同的数据样本。这样,Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型和常数条件相关 copula 模型各有三种,加上动态条件相关模型(DCC_E)^④和常数条件相关模型(CCC),本文共将对 8 个模型进行比较。

2、样本和数据描述

本文选取的是中国上证指数(上海)、香港的恒生指数(香港)、日本的日经 225 指数(日本)、新加坡股票市场的海峡时报指数(新加坡)、台湾的加权指数(台湾)、韩国的韩国工业综合指数(韩国)、标准普尔 500 指数(美国)和英国金融时报 100 指数(英国)共 8 个指数的样本数据,以研究中国内地、台湾和韩国这些非国际金融中心与其它几个国际金融中心的股市相关性。具体样本区间从 1997 年 7 月 2 日到 2009 年 9 月 4 日,此样本涵盖了我国股市数次牛熊市及亚洲金融危机、互联网泡沫和美国次贷危机,为我们观测极端情况下股票市场间相关性的变化提供了很好的机会。

由于各个国家之间的节假日等差别比较大,为保证在每个交易日所有的市场均有数据,我们对数据进行了筛选和匹配,最终剩下 2448 个交易日。股指数据来源于 Yahoo 财经网站,取其对数收益率

$$r_t=100 \times (\ln P_t - \ln(P_{t-1})),$$

共得到 2447 组数据。另外,由于欧美的交易时间与亚洲的其他国家不一致,通常来说欧美市场第 T 日的信息会影响亚洲市场第 $T+1$ 日的表现,因而本文将欧美的第 T 日的收益率与亚洲市场第 $T+1$ 日的收益率对应,因此,我们最终将使用 2446 组数据进行实证研究。

我们首先对各股指收益率进行了基本统计分析,由于篇幅所限,表 1 中仅报告了部分结果。由表 1 各收益率序列的峰度均大于 3 和 JB 检验统计量的 p 值均为 0 可以看出,各个股票市场的收益率均不服从正态分布。

^④我们同时也做了 DCC_T 的对比,发现 DCC_E 和 DCC_T 的结果基本一致,因此仅报告 DCC_E 的结果。

表 1 各股指收益率描述性统计量

	上海	香港	日本	新加坡	台湾	韩国	美国	英国
峰度	7.2679	12.0685	8.6417	7.8572	5.3144	6.1593	9.1804	7.3857
JB p 值	0	0	0	0	0	0	0	0

表 2 线性相关系数和 Kendall's τ 秩相关系数

ρ				Kendall's τ			
	上海	台湾	韩国		上海	台湾	韩国
上海	1	0.1372	0.1127	上海	1	0.0701	0.0695
台湾	0.1372	1	0.4328	台湾	0.0701	1	0.3206
韩国	0.1127	0.4328	1	韩国	0.0695	0.3206	1
香港	0.2481	0.4231	0.487	香港	0.1326	0.2851	0.342
日本	0.1526	0.4066	0.4823	日本	0.068	0.2698	0.3437
新加坡	0.1687	0.4171	0.4638	新加坡	0.0938	0.2723	0.3218
美国	0.1158	0.266	0.2782	美国	0.056	0.1715	0.1728
英国	0.0992	0.1752	0.2149	英国	0.0587	0.1146	0.1394

此外由表 2 可知, 线性相关系数 ρ 和 Kendall's τ 秩相关系数均表明韩国与东亚和美英国际金融中心的股指相关性最高, 其次是台湾, 而我国内地与东亚和美英国际金融中心的股指相关性最低, 并且相对低很多。中国内地、台湾和韩国与东亚地区香港、日本、新加坡的股指相关性显著高于其与美英主要股指的相关性, 但我国上证指数与其余东亚国家或地区的联系很不均衡, 表现为只与香港股指的相关性较高。这在一定程度上也反映了我国内地股票市场参与亚洲乃至全球市场的程度还比较低。

由于市场众多, 如果逐一研究两两关系将会过于复杂, 因此本文以中国大陆、台湾和韩国主要股指间的相关关系以及它们各自和香港、日本、新加坡、美国、英国这些国际金融中心股市的相关性。换言之, 本文总共要研究 18 组二元相关关系的变化过程。

实证结果

如前所述, 我们将研究 8 个条件相关模型对 18 组数据的刻画能力。具体来看, 我们使用各模型的样本外预测值构建投资组合收益率, 并计算相应的 VaR, 最后采用 Kupiec 失败率检验法对 VaR 预测值的效果进行评价, 以此判断各模型拟合能力。本文将根据最小方差投资组合的 VaR 预测值准确性评价模型优劣。

我们用了以上各收益率序列的最后 250 天, 即从 2008 年 7 月 8 日到 2009 年 9 月 4 日的 250 组观测值来进行预测效果的评价。估计模型时用的是距现在最近的 2196(总数据长度减去 250)对观测数据, 为减少计算强度, 预测的最大步长为未来 10 个交易日。譬如, 为了得到从 2008 年 7 月 8 日开始的未来 10 天的 VaR 的预测值, 首先要利用距离该天最近的 2196 组历史观测值, 具体是用 1997 年 7 月 3 日至 2008 年 7 月 7 日的数据, 来对各个模型中的参数进行估计, 然后利用得到的模型给出未来每天的 VaR 的预测值。其他日期依次类推, 各组数据分别进行 25 次预测。

1、Kendall's τ -动态条件相关模型参数估计结果

由于共将产生 $18 \times 8 \times 25 = 3600$ 个参数估计结果, 本文暂不报告预测过程中产生的全部具体参数估计结果, 如有需要可向作者索取。表 3 选择性地报告了东亚 6 个市场的 Kendall's τ -动态条件相关 Clayton 和 Gaussian copula 模型的参数估计结果^⑤。

可以看出, 这 6 个东亚国家或地区的股指收益率之间的 Kendall's τ 演化方程的系数 α 和 β 之和都高于 0.97, 多数接近于 1, 这说明 Kendall's τ 秩相关系数的自相关程度很高, 且自相关关系的持续性很强。

^⑤后文的模型比较结果表明, 对于 Kendall's τ -动态条件相关模型在描述东亚市场间关系时表现最好, 同时 Clayton 和 Gaussian copula 模型表现较 Gumbel copula 好。

表 3 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型参数估计结果

	DN		DC	
	α_N	β_N	α_C	α_C
上海↔香港	0.0054	0.994	0.0029	0.9969
上海↔日本	0.0032	0.9952	0.0018	0.9971
上海↔新加坡	0.0041	0.9952	0.0022	0.9977
上海↔台湾	0.0036	0.9947	0.0022	0.9944
上海↔韩国	0.0041	0.9951	0.0017	0.9971
台湾↔香港	0.0213	0.9682	0.0148	0.9676
台湾↔日本	0.0095	0.9869	0.0088	0.982
台湾↔新加坡	0.0094	0.988	0.0031	0.9964
台湾↔韩国	0.0108	0.9875	0.0143	0.9742
韩国↔香港	0.0173	0.9743	0.0102	0.9828
韩国↔日本	0.016	0.979	0.0106	0.9808
韩国↔新加坡	0.0182	0.9672	0.0229	0.952

2、模型比较结果

表 4 报告了样本内所有市场所有模型的 VaR 预测值的 LR 似然比统计量。其中虽然 DCC_E 模型有两种预测方法,但结果显示这两种方法所得的 LR 似然比统计量几乎完全一致,所以表 4 中只给出式(6)所计算出的 VaR 预测值的 LR 似然比统计量,该细节不影响模型优劣的判断。

表 4 各模型 LR 似然比统计量

股指	显著性水平			模型	显著性水平			股指
	$\alpha=5\%$	$\alpha=2.5\%$	$\alpha=1\%$		$\alpha=5\%$	$\alpha=2.5\%$	$\alpha=1\%$	
上海↔香港	0.9514	0.0889	0.0949	DN	1.5403	1.0947	0.7691	台湾↔新加坡
	0.1827	0.0889	0.0949	DC	0.4961	1.0947	0.1084	
	0.9514	0.4624	0.7691	DG	1.5403	1.0947	0.7691	
	1.5403	1.9581	0.7691	SN	3.0905	1.0947	1.9568	
	2.2555	3.0301	0.7691	SC	3.0905	1.0947	0.0949	
	2.2555	4.2925	0.7691	SG	3.0905	1.0947	3.5554	
	6.259 *	7.3304 *	5.497	CCC	5.0972	5.7302*	1.9568	
	1.5403	1.9581	3.5554	DCC	3.0905	4.2925	0.7691	
上海↔日本	1.5403	0.0889	0.7691	DN	0.9514	0.4624	3.5554	台湾↔韩国
	1.5403	0.0889	0.7691	DC	0.9514	0.4624	1.9568	
	0.9514	0.0889	1.9568	DG	1.5403	1.9581	3.5554	
	2.2555	0.0889	1.9568	SN	2.2555	3.0301	5.497	
	2.2555	0.0889	1.9568	SC	2.2555	1.0947	1.9568	
	3.0905	0.0889	1.9568	SG	2.2555	5.7302*	5.497	
	4.0395*	4.2925	3.5554	CCC	1.5403	5.7302*	5.497	
	3.0905	1.9581	3.5554	DCC	0.9514	1.9581	3.5554	
上海↔新加坡	1.5403	1.9581	1.9568	DN	2.2555	3.0301	0.0949	台湾↔美国
	1.5403	1.0947	1.9568	DC	0.4961	1.9581	0.0949	
	3.0905	1.9581	1.9568	DG	3.0905	3.0301	0.0949	
	2.2555	1.9581	1.9568	SN	2.2555	3.0301	0.0949	
	2.2555	1.9581	1.9568	SC	2.2555	3.0301	0.0949	
	3.0905	1.9581	1.9568	SG	3.0905	3.0301	0.0949	
	6.259*	5.7302*	5.497	CCC	5.0972*	4.2925	0.0949	
	4.0395*	3.0301	5.497	DCC	5.0972*	4.2925	0.0949	

股指	显著性水平			模型	显著性水平			股指
	$\alpha=5\%$	$\alpha=2.5\%$	$\alpha=1\%$		$\alpha=5\%$	$\alpha=2.5\%$	$\alpha=1\%$	
上海↔台湾	2.255	0.4624	0.1084	DN	0.9514	1.0947	0.7691	台湾↔英国
	4.0395*	1.9581	0.1084	DC	0.9514	0.275	0.0949	
	7.5204*	4.2925	0.0949	DG	0.9514	3.0301	0.7691	
	6.259*	3.0301	0.0949	SN	0.9514	1.0947	0.7691	
	5.0972*	1.9581	0.1084	SC	0.9514	1.0947	0.0949	
	6.259*	4.2925	0.0949	SG	0.9514	3.0301	0.7691	
	3.0905	7.3304*	3.5554	CCC	2.2555	1.9581	0.0949	
	1.5403	3.0301	1.9568	DCC	2.2555	1.9581	0.0949	
上海↔韩国	0.9514	1.9581	3.5554	DN	0.1827	1.0947	1.9568	韩国↔香港
	2.2555	1.9581	3.5554	DC	0.1827	0.0889	0.7691	
	4.0395*	1.9581	3.5554	DG	0.4961	3.0301	1.9568	
	4.0395*	1.9581	5.497	SN	0.4961	1.0947	1.9568	
	4.0395*	1.9581	3.5554	SC	0.1827	1.0947	0.7691	
	4.0395*	1.9581	5.497	SG	2.2555	4.2925	5.497	
	3.0905	7.3304*	5.497	CCC	0.4961	1.9581	7.7336*	
	0.9514	5.7302*	1.9568	DCC	0.1827	1.9581	5.497	
上海↔美国	5.0972*	4.2925	1.9568	DN	0.1827	0.0889	0.0949	韩国↔日本
	4.0395*	3.0301	0.7691	DC	0.0208	0.4624	0.0949	
	5.0972*	4.2925	1.9568	DG	0.1827	3.0301	0.7691	
	5.0972*	4.2925	0.7691	SN	0.4961	3.0301	1.9568	
	4.0395*	4.2925	0.7691	SC	0.1827	1.9581	1.9568	
	5.0972*	4.2925	1.9568	SG	1.5403	4.2925	7.7336*	
	3.0905	9.082*	7.7336*	CCC	0.4961	3.0301	7.7336*	
	3.0905	9.082*	7.7336*	DCC	0.4961	3.0301	7.7336*	
上海↔英国	4.0395*	0.0889	0.7691	DN	1.5403	1.0947	0.7691	韩国↔新加坡
	4.0395*	0.0104	0.7691	DC	0.4961	1.0947	0.7691	
	5.0972*	0.0889	0.7691	DG	1.5403	1.9581	1.9568	
	4.0395*	0.0889	0.7691	SN	1.5403	1.9581	1.9568	
	5.0972*	0.0889	0.7691	SC	1.5403	1.9581	0.7691	
	6.259*	0.4624	0.7691	SG	1.5403	1.9581	1.9568	
	3.0905	4.2925	5.497	CCC	3.0905	3.0301	12.9555*	
	3.0905	4.2925	5.497	DCC	3.0905	3.0301	10.229*	
台湾↔香港	0.0208	0.0104	0.7691	DN	3.0905	3.0301	0.7691	韩国↔美国
	0.0213	0.9504	0.0949	DC	1.5403	0.0889	0.0949	
	0.0208	0.4624	0.7691	DG	5.0972*	3.0301	0.7691	
	1.5403	1.0947	0.7691	SN	4.0395*	3.0301	0.7691	
	0.9514	0.0104	0.7691	SC	2.2555	0.4624	0.0949	
	1.5403	1.0947	0.7691	SG	5.0972*	3.0301	0.7691	
	5.0972*	1.9581	1.9568	CCC	3.0905	3.0301	1.9568	
	1.5403	0.4624	0.7691	DCC	3.0905	3.0301	1.9568	
台湾↔日本	0.0208	0.275	0.0949	DN	1.5403	0.0889	0.0949	韩国↔英国
	0.1827	0.275	0.0949	DC	0.4961	0.0889	0.1084	
	1.5403	4.2925	0.0949	DG	1.5403	0.4624	0.0949	
	1.5403	3.0301	0.0949	SN	1.5403	0.0889	0.0949	
	1.5403	1.9581	0.0949	SC	1.5403	0.0889	0.0949	
	2.2555	4.2925	1.9568	SG	1.5403	0.4624	0.0949	
	2.2555	9.082*	3.5554	CCC	5.0972*	1.0947	0.7691	
	3.0905	3.0301	0.0949	DCC	5.0972*	1.9581	0.7691	

注：①DN 表示 Kendall's τ -动态条件相关 Gaussian copula; DC 表示 Kendall's τ -动态条件相关 Clayton copula; DG 表示 Kendall's τ -动态条件相关 Gumbel copula; SN 表示常数条件相关 Gaussian copula; SC 表示常数条件相关 Clayton copula; SG 表示常数条件相关 Gumbel copula; DCC 指根据式(7)进行预测的 DCC_E 模型。②加* 号的 LR 值表示在各自的显著性水平 α 下拒绝原假设, 5%的临界值是 3.8415, 2.5%的临界值是 5.025, 1%的临界值是 6.64, LR 值越大则预测效果越差。

可以看出：

(1)总体而言, ρ copula 模型优于 CCC 和 DCC_E 模型。CCC 和 DCC_E 模型的 LR 似然比统计量基本上都大于 copula 类模型,这说明基于正态分布和线性相关的模型不能很好地刻画中国内地、台湾和韩国主要股指三者间的相关关系以及它们各自和香港、日本、新加坡、美国、英国这些国际金融中心股市的相关性,更难以描述它们之间相关性的变化过程,而 copula 类模型由于采用了尖峰厚尾的边际 t 分布和相关模式各异的 copula 函数,极大地改善了模型预测效果；

(2)在 copula 模型中,LR 似然比统计量显示 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型在刻画上证指数、台湾加权指数和韩国工业综合指数与香港恒生指数等三个东亚地区国际金融中心的相关关系上有显著优势,特别是 Kendall's τ -动态条件相关 Clayton 和 Gaussian copula 模型的 LR 似然比统计量基本上是所有模型中最小的,与表 2 的结果相对照,这几个市场间的相关关系正是所有样本中最高的。也就是说,对于相关性较强的市场来说,常数条件相关模型是不适用的,而 Kendall's τ -动态条件相关模型具有明显优势。

(3)对于在表 2 中显示相关性较低的市场来说,除台湾加权指数和美国标准普尔指数呈现 Kendall's τ -动态条件相关 Clayton copula 相关模式外,上证指数、台湾加权指数和韩国工业综合指数与美英两国代表性股指仍以相关程度较低的常相关为主,常数条件相关 Clayton copula 模型就能很好地刻画它们之间的关系。虽然动态条件相关 copula 模型的 LR 似然比统计量略小于常数条件相关模型的 LR 值,但在各组数据的 25 次预测过程中参数估计结果大都显示变量间具有常数条件相关关系。

(4)我们还发现,无论是动态条件相关还是常数条件相关 copula 模型占优的市场,在 Gaussian copula、Clayton copula 和 Gumbel copula 中,Clayton copula 表现最好,其次为 Gaussian copula。从模型特征来说,Clayton copula 具有下尾相关性但只能刻画正相关性,Gaussian copula 没有尾部相关性却能刻画正负相关性,且模型样本外预测效果都相对较好。这一方面说明样本内各市场同时发生暴跌的可能性较大,另一方面提示我们可以将这两种模型的结果结合起来考察,有助于全面分析变量间的全局相关性和尾部相关性。

结 论

相关性的模拟和预测对最优投资组合选择、资产定价和风险管理等诸多金融问题的研究具有重要意义。动态条件相关 Copula 模型突破了常相关、线性和正态分布假设的限制,为刻画时变、非线性、非对称性和尾部相关等复杂的相关模式提供了新方法。然而,现有动态条件相关 copula 模型的关键——参数演化方程在内外生变量的选择上却存在一些缺陷。为此,本文基于 Kendall's τ 秩相关系数的优越性和定义,提出了新的具有明确经济意义的参数演化方程,将常用的 Gaussian, Clayton 和 Gumbel 函数统一根据该演化方程实现动态化,构造出三种 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型,用于刻画不同的相关模式。这些模型不仅参数少、容易估计,避免了现有动态条件相关 copula 模型构建方法各异,在实证中不利于比较的缺点,而且能够进行多步向前预测方法,有效地减少了进行样本外预测时的计算量。

为了检验这一新模型,我们将此模型用于研究中国和世界多个股市之间相关性随时间变动的情况。本文依据风险值(VaR)的预测准确性,从 Kendall's τ -动态条件相关 copula 模型、常数条件相关 copula 模型、动态条件相关模型(DCC_E)和常数条件相关模型(CCC)中挑选最适合的模型来拟合各样本数据间的相关性。结果表明, ρ copula 模型总体而言优于基于正态分布和线性相关的 DCC_E 和 CCC 模型。对于相关性较高的市场来说, Kendall's τ -Gaussian 和 Clayton 动态条件相关 copula 模型具有较大的优势,相关性较低的市场用常数条件相关 Clayton copula 模型就能很好地拟合它们之间的关系。而 Kendall's τ -动态相关模型的参数估计表明, Kendall's τ 秩相关系数的自相关程度很高,且自相关关系的持续性很强。

参考文献：

- [1] Engle, R. Dynamic Conditional Correlation[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2002,20(3):339-350
- [2] Tse, Y. K., A. K. C. Tsui. A Multivariate GARCH Model with Time-varying Correlations[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2002,20(3):351-362

- [3] Patton, A. J. Modelling Asymmetric Exchange Rate Dependence[J]. International Economic Review, 2006,47(2):527-556
- [4] Embrechts, P., A. McNeil, D. Straumann. Correlation: Pitfalls and Alternatives[J]. Risk-London-Risk Magazine Limited, 1999,13(12):69-71
- [5] Bartram, S. M., S. J. Taylor, Y. H. Wang. The Euro and European Financial Market Dependence[J]. Journal of Banking and Finance, 2007,31(5):1461-1481
- [6] Zhang, J., D. Guégan. Pricing Bivariate Option under GARCH Processes with Time-varying Copula[J]. Insurance: Mathematics and Economics, 2008,42(3):1095-1103
- [7] Van Den Goorbergh, R. W. J., C. Genest, B. J. M. Werker. Bivariate Option Pricing Using Dynamic Copula Models[J]. Insurance: Mathematics and Economics, 2005,37(1):101-114
- [8] Ane, T., L. Ureche-Rangau, C. Labidi-Makni. Time-varying Conditional Dependence in Chinese Stock Markets[J]. Applied Financial Economics, 2008,18(11):895-916
- [9] Genest, C., L. P. Rivest. On the Multivariate Probability Integral Transformation[J]. Statistics and Probability Letters, 2001,53(4):391-399
- [10] Engle, R., K. Sheppard. Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH[R]. NBER Working Paper, 2001
- [11] Diebold, F. X., T. A. Gunther, A. S. Tay. Evaluating Density Forecasts with Applications to Financial Risk Management[J]. International Economic Review, 1998,39(4):863-883
- [12] Andersen, T. G., T. Bollerslev, F. X. Diebold, et al. Modeling and Forecasting Realized Volatility[J]. Econometrica, 2003,71(2):579-625
- [13] Pelletier, D. Regime Switching for Dynamic Correlations[J]. Journal of Econometrics, 2006,131(1-2):445-473
- [14] Ledoit, O., P. Santa-Clara, M. Wolf. Flexible Multivariate GARCH Modeling with an Application to International Stock Markets[J]. Review of Economics and Statistics, 2003,85(3):735-747
- [15] Kupiec, P. H. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models[J]. The Journal of Derivatives, 1995,3(2):73-84

Dynamic Nonlinear Correlation among Financial Assets: a New Model

Chen Rong¹ and Chen Miaoqiong²

(1.Department of Finance, Xiamen University, Xiamen 361005;

2.Xiamen Bank ,Xiamen 361012)

Abstract: Based on the superiority and definition of Kendall's τ rank correlation coefficient, this paper puts forward a new Kendall's τ Dynamic Conditional Correlated Copula model which is of economic significance. And we construct three kinds of Kendall's τ - Dynamic Conditional Correlated Copula model to describe different correlations by applying this new model to Gaussian, Clayton and Gumbel copula. These models not only have fewer parameters and are less time-consuming in calculation, but also overcome the shortcoming of the existing Dynamic Conditional Correlation Copula models that it is not convenient to evaluate because of their different constructing methods. Moreover, this new model can carry out multi-step ahead prediction with less time-consuming in out-of-sample prediction, providing a new approach to characterize the time-varying, nonlinear, non-symmetry, tail dependence and other complicated correlation.

Key words: Dynamic Conditional Correlated Copula model, correlation, Kendall's τ