

文章编号: 2095-6991(2020)04-0010-07

动态 GARCH—EVT—Copula 模型在金融序列局部分析中的应用

徐刚刚, 杜海霞, 范雪芹, 魏轩浩, 谢佳洋

(新疆农业大学 数理学院, 新疆 乌鲁木齐 830052)

摘要:随着经济的发展,金融数据的分布不仅表现出明显的波动集聚性,而且还具有时变性和局部联动性.首先选取 GARCH-EVT 模型对单一序列进行建模,通过模型对比分析选出合理的边缘分布.其次利用几类 Copula 函数分别从金融数据的整体、中间、上尾以及下尾分布特征建立 GARCH—EVT—Copula 模型,然后采用蒙特卡洛模拟方法计算多资产投资组合的 VaR.最后结合 Kupiec 检验方法来验证模型的预测效果.实证研究表明:从整体数据拟合结果来看,T-copula 模型比正态 Copula 模型更具说服力.由于 Frank Copula 模型的密度分布具有对称性,因此对金融序列中间数据的刻画也较为准确.利用 Gumbel Copula 与 Clayton Copula 模型分别对序列的上尾和下尾数据建模,结果也很理想.因此选用合理的 GARCH-EVT Copula 模型来分析金融序列的局部分布显得很有意义.

关键词:两步法估计;VaR;ARCH 效应;蒙特卡洛模拟;局部分析

中图分类号:O212

文献标志码:A

DOI:10.13804/j.cnki.2095-6991.2020.04.003

0 引言

在经济发展的今天,金融序列的波动特点越来越复杂,因此不得不对金融数据进行局部分析并加强金融风险防范.随着 GARCH 以及 Copula 理论的出现,越来越多的金融风险研究者对此产生了兴趣,并且在金融风险管理领域取得了突出的成绩.

自从 Embrechts 等^[1]将 Copula 理论引入到证券、银行等领域,很多金融问题得到了解决.吴振翔^[2]将 Copula 函数与 VaR 理论相结合,确定了金融市场投资组合的最低损失.Malgorzat^[3]对股票数据进行实证分析,探讨了金融市场的变动关系,最终得出了区分危机全球化影响的结论.以上文献大多都在二元 Copula 模型的基础上进行研究,然而在实际金融分析中,所研究的序列数据往往会涉及多种资产的问题,因此就需要在 Copula 理论的维数上做进一步讨论.

目前,Copula 模型被应用于各种股市风险管理研究中,潘志远和孙显超^[4]通过设定多个边缘分布来建立 Copula 模型,结合风险优化思想检验

其可以获得投资绩效.虽然上述模型能够巧妙地利用 Copula 理论阐述数据的相依规律和波动特点,但是对于复杂多变的金融序列却未做出详细的局部分析.因此,Hernandez 等^[5-6]利用藤 Copula 建立了金融序列前、中、后三个时期的投资组合模型,并根据模型结果对能源投资,但是在 Copula 模型中,不同的模型具有不同的特点,多元正态与多元 T-Copula 均为对称相关结构分布.另外,多元正态 Copula 不能描述序列的尾部分布特征,而在现实金融风险分析过程中,金融序列的尾部分布情况不可忽视.

鉴于此,本文首先选取了 GARCH-EVT 模型作为边缘分布.其次针对数据的分布特点建立了两类椭圆 Copula 模型与三类阿基米德 Copula 模型,维数上由传统的二维上升到四维,分别从金融数据的整体、中间、上尾以及下尾分布特征做详细地分析,再结合 VaR 理论以及 Kupiec 返回检验法预测一定时期内的最大损失,并验证了模型的合理性.在建模过程中,为了使得样本数据具有代表性以及模型拟合的有效性,本文采用适当的抽样方法抽取部分数据建模,剩余数据进行 VaR

收稿日期:2020-03-27

基金项目:新疆维吾尔自治区高校科研计划项目(XJEDU2018Y021);国家级大学生创新项目(dxscx2020518)

作者简介:徐刚刚(1989-),男,甘肃平凉人,助教,硕士,研究方向:数理统计与金融统计.E-mail:907252735@qq.com.

预测,最后对全文做出总结.

1 预备知识

1.1 边缘模型建立

由于我国收益率序列往往表现出尖峰厚尾、异方差以及时变性等特征,而静态的正态分布不足以刻画金融序列的这些特点,因此需要建立符合序列诸如此类特征的模型.本文选取 GARCH-EVT 模型作为收益率序列的边缘分布^[7], GARCH-EVT 模型 GARCH(q, p)部分为

$$\begin{cases} r_t = \mu_t + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t = \sigma_t z_t, \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j}^2, \\ \alpha_0 > 0, \alpha_j \geq 0, \beta_j \geq 0, \alpha_j + \beta_j < 1. \end{cases} \quad (1)$$

由模型(1)得到第 i 种收益序列 $\hat{R}_i = (\hat{R}_{i,t-m+1}, \dots, \hat{R}_{i,t-1}, \hat{R}_{i,t})$ 的条件均值的估计值和条件标准差序列的估计值分别为

$$\begin{aligned} \hat{u}_i &= (\hat{u}_{i,t-m+1}, \dots, \hat{u}_{i,t-1}, \hat{u}_{i,t}); \\ \hat{\sigma}_i &= (\hat{\sigma}_{i,t-m+1}, \dots, \hat{\sigma}_{i,t-1}, \hat{\sigma}_{i,t}). \end{aligned}$$

得到的新息序列为

$$\begin{aligned} & (z_{i,t-m+1}, \dots, z_{i,t-1}, z_{it}) = \\ & \left(\frac{R_{i,t-m+1} - \hat{u}_{i,t-m+1}}{\hat{\sigma}_{i,t-m+1}}, \dots, \frac{R_{i,t-1} - \hat{u}_{i,t-1}}{\hat{\sigma}_{i,t-1}}, \right. \\ & \left. \frac{R_{i,t} - \hat{u}_{i,t}}{\hat{\sigma}_{i,t}} \right). \end{aligned}$$

然后利用 GPD 模型拟合序列的两端^[8],中间部分服从标准正态分布,模型为

$$F(z) = \begin{cases} \frac{N_{u^L}}{N} \left(1 + \xi^L \frac{u^L - z}{\beta^L} \right)^{-\frac{1}{\xi^L}}, & z < u^L; \\ \Phi(z), & u^L \leq z \leq u^R; \\ 1 - \frac{N_{u^R}}{N} \left(1 + \xi^R \frac{z - u^R}{\beta^R} \right)^{-\frac{1}{\xi^R}}, & z > u^R. \end{cases} \quad (2)$$

其中: ξ^L 是下尾形状参数; β^L 是下尾尺度参数; u^L 是下尾阈值; N_{u^L} 为低于下尾阈值的样本量; ξ^R 是上尾形状参数; β^R 是上尾尺度参数; u^R 是上尾阈值; N_{u^R} 为超过上尾阈值的样本量; $\Phi(z)$ 表示标准正态分布的分布函数.

1.2 GARCH-EVT-Copula 模型

1.2.1 Copula 函数 Copula 函数的种类繁多,但是目前研究最多的有两类:椭圆类 Copula 和阿基米德类 Copula 函数.不同的 Copula 函数对序列的

局部波动性有不同的解释.椭圆 Copula 函数适合描述具有对称相依结构的序列,然而金融序列表现出非对称、非线性相关的特点,因此用椭圆 Copula 函数来描述金融数据并非是最好的选择.阿基米德 Copula 理论中的 Gumbel Copula 函数对序列的上尾变化有很好的拟合效果,然而对下尾分布不敏感;相反,Clayton Copula 函数对序列的下尾分布较敏感,对序列的上尾拟合却不是很理想.Frank Copula 函数的密度分布呈现“U”字形,具有对称性的特征,适合描述中间数据的分布规律.本文选取两类椭圆 Copula 函数对整个新息序列进行建模,用 Frank Copula 函数拟合序列数据的中间部分,并与两类椭圆 Copula 函数计算的结果作对比.利用 Gumbel Copula 和 Clayton Copula 函数分别对新息序列的上尾以及下尾分布作出解释,结果较为理想.

1.2.2 多资产 GARCH-EVT-Copula 模型

利用模型(1)和(2)对收益率分别构建边缘分布 $F_j(z_j; \theta_j)$, $j = 1, 2, \dots, n$, 并且诸 $F_j(\cdot)$ 相互独立,然后结合数据的特点选择合理的 Copula 函数 $C(\cdot)$,得到多资产序列的联合分布函数和联合密度函数为^[9]

$$\begin{aligned} & F(z_1, \dots, z_n; \theta_1, \dots, \theta_n, \alpha) = \\ & C[F_1(z_1; \theta_1), \dots, F_n(z_n; \theta_n); \alpha], \\ & f(z_1, \dots, z_n; \theta_1, \dots, \theta_n, \alpha) = \\ & \frac{\partial^n F}{\partial z_1 \partial z_2 \dots \partial z_n} c[F_1(z_1; \theta_1), \dots, F_n(z_n; \theta_n); \alpha] \cdot \\ & \prod_{k=1}^n f_k(z_k; Q_k). \end{aligned}$$

其中: $f_j(\cdot)$, $j = 1, 2, \dots, n$ 为边缘密度函数, θ_j , $j = 1, 2, \dots, n$ 为边缘分布中的参数, α 为 Copula 函数中的参数.

1.3 两步法参数估计

由联合密度函数可得样本 (z_{i1}, \dots, z_{in}) 的似然函数为

$$\begin{aligned} & L(\theta_1, \dots, \theta_n, \alpha) = \\ & \prod_{i=1}^m f(z_{i1}, \dots, z_{in}; \theta_1, \dots, \theta_n, \alpha) = \\ & \prod_{i=1}^m c[F_1(z_{i1}; \theta_1), \dots, F_n(z_{in}; \theta_n); \alpha] \cdot \\ & \prod_{k=1}^n f_k(z_{ik}; Q_k). \end{aligned}$$

于是对数似然函数为

$$\ln L(\theta_1, \dots, \theta_n, \alpha) =$$

$$\sum_{i=1}^m \ln c[F_1(z_{i1}; \theta_1), \dots, F_n(z_{in}; \theta_n); \alpha] + \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \ln f_j(z_{ij}; \theta_j).$$

由上式可知,边缘分布函数中的参数 $\theta_1, \dots, \theta_n$ 和 Copula 函数中的未知参数 α 可以分步估计. 先对边缘分布利用极大似然估计求出 $\theta_1, \dots, \theta_n$ 的估计:

$$\hat{\theta}_1 = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^m \ln f_1(z_{i1}; \theta_1),$$

$$\dots$$

$$\hat{\theta}_n = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^m \ln f_n(z_{in}; \theta_n).$$

然后将以上估计值带到对数似然函数中, 求出 Copula 函数中的未知参数 α 的估计值:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmax} \ln L(\theta_1, \dots, \theta_n; \alpha).$$

1.4 模型检验与评价

模型的检验与评价包括边缘分布模型的检验和 Copula 模型的拟合优度评价, 由于边缘分布为 GARCH 模型, 因此主要检验拟合所得残差序列的平稳性、自相关性以及正态性. 对 Copula 模型的检验及评价采用对 VaR 计算结果的返回值检验.

1.4.1 VaR 计算 VaR 是指在一定的期限内, 在某个置信度下, 某项资产组合的最大损失值^[10-13], 即

$$P\{Z_t \leqslant \operatorname{VaR}_t(\alpha) | \Omega_{t-1}\} = \alpha,$$

其中: $1 - \alpha \in (0, 1)$ 为置信度; Ω_{t-1} 是 $t - 1$ 时刻的信息集; Z_t 代表资产价值的损益; 文中计算新息序列与 Copula 模型拟合得到序列的 VaR 值, 投资组合序列公式如下:

$$Z_{pt} = \sum_{j=1}^n \omega_j z_{jt},$$

其中: ω_j 表示 z_{jt} 中的权重.

本文采用蒙特卡洛模拟计算, 具体方法和步骤如下.

(1) 首先将 GARCH-EVT 模型所得到的新息序列概率积分化处理之后得到新的序列, 然后利用新序列前 t 日的数据建立相应的 Copula 模型, 并生成 10 000 个服从该模型的 n 维随机数组 (μ_1, \dots, μ_n) , n 为资产个数;

(2) 令 $x_j = F_j^{-1}(\mu_j)$, F_j 为 GARCH 模型中第 j 个资产收益率标准化残差项所服从的分布, F_j^{-1} 为其反函数;

(3) 由 GARCH-EVT 模型预测出第 t 日资产的标准差 $\sigma_{xj,t}$;

(4) 令

$$\bar{x}_{jt} = \mu_{xj} + x_j \sigma_{xj,t},$$

其中: μ_{xj} 为第 j 个资产经过 GARCH 模型拟合所得到的均值方程系数, 计算投资组合收益率

$$r_t = \sum_{j=1}^n \omega_j \bar{x}_{jt},$$

并求出 VaR 值;

(5) 将以上步骤重复 100 次, 求出 VaR 的平均值, 则为第 t 日的 VaR 估计值.

1.4.2 返回值检验 本文采用 Kupiec^[14] 提出的检验方法: 假设 VaR 的显著性水平为 α , 实际考察天数为 T , 失败天数为 N , 则失败频率为 N/T , VaR 评估的实质就是检验失败率 N/T 是否显著不同于 α , 检验的原假设 $H_0: N/T = \alpha$, 似然比统计量为

$$LR_{uc} = -2 \ln[(1 - \alpha)^{T-N} \alpha^N] + 2 \ln[(1 - N/T)^{T-N} (N/T)^N].$$

在原假设下, 该统计量服从自由度为 1 的卡方分布, 即 $LR_{uc} \sim \chi^2(1)$.

2 实证分析

2.1 数据选取与处理

本文选取中葡股份(ZP)、特变电工(TB)、同济堂(TJ)和新赛股份(XS)四个企业 2013 年 9 月 2 日 ~ 2018 年 12 月 17 日的股票日盘价数据进行分析, 数据来源于锐思数据库. 首先通过公式

$$R_t = 100 \times \ln(P_t / P_{t-1})$$

计算日收益率数据, 其中 P_t 为第 t 日的收盘价, P_{t-1} 则为第 $t - 1$ 日的收盘价. 删除交易日不重叠部分的数据, 最后得到了 802 组日收益率数据, 建模过程中选取一部分数据作为样本内数据用于建模. 另一部分为样本外数据, 用于投资组合 VaR 预测检验样本. 本文数据处理和计算均在 R 语言下实现.

2.2 边缘分布模型的建立

对各组收益率数据进行描述性统计分析, 得出的结果如表 1 所列. 由结果可知, 各序列的偏度都小于零, 并且峰度大于零, 则序列数据的分布表现出明显的尖峰、左偏特点; J-B 检验表明, 各收益率序列在 1% 的显著性水平下拒绝序列服从正态分布的假设; ADF 检验证明收益率序列为平稳序列, 另外通过检验由 ARIMA 模型拟合后的残差序列, 发现存在微弱的 ARCH 效应, 因此可以用 GARCH 模型来建模, 具体结果如表 1 所列.

表 1 股票收益率数据的描述统计分析

| | 均值 | 标准差 | 偏度 | 峰度 | J-B 检验(p 值) | ADF 检验(p 值) |
|----|--------|-------|--------|---------|---------------------------|------------------|
| ZP | -0.037 | 4.136 | 1.669 | 18.915 | 12 363 ($<2.2e-16$) | -9.512 (0.01) |
| TB | -0.043 | 3.548 | 5.509 | 127.280 | 546 810 ($<2.2e-16$) | -9.558 (0.01) |
| TJ | -0.035 | 3.511 | -0.774 | 6.168 | 1 356.1 ($<2.2e-16$) | -8.809 (0.01) |
| XS | -0.060 | 4.184 | 1.616 | 30.098 | 30 705 ($<2.2e-16$) | -9.451 (0.01) |

各收益率序列之间的相关关系如图 1 所示,

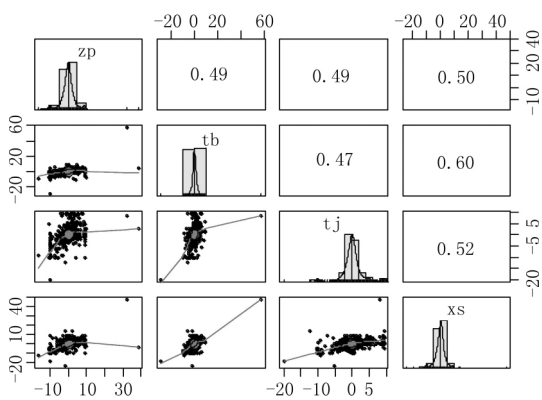


图 1 各序列之间的相关关系

可以看出各收益率序列之间存在正的相关性,即一支股票收益序列随时间上涨(下跌)的过程中会引起另一支股票收益率的上涨(下跌).为了使模型具有合理性,经过建立 GARCH(1,2)、GARCH(2,1)、GARCH(2,2)模型并对其检验,发现它们的 AIC、BIC、SIC 相差不大,原则上选择最简单的 GARCH(1,1)模型.

边缘分布 GARCH(1,1)模型的参数估计和模型检验结果如表 2 和表 3 所列,由 J-B 与 S-W 检验结果可知:各残差序列均不存在正态性的假设;L-B 检验表明:在 5%显著性水平下,所有收益率序列经过 GARCH(1,1)模型过滤后得到的

表 2 GARCH(1,1)模型的参数估计

| | u | omega | Alpha1 | Beta1 | AIC | BIC | SIC |
|----|--------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|
| ZP | 0.034 | 7.753 | 0.130 | 0.428 | 5.369 | 5.392 | 5.369 |
| TB | -0.324 | 2.448 | 0.326 | 0.653 | 5.647 | 5.671 | 5.647 |
| TJ | -0.127 | 0.439 | 0.095 | 0.864 | 4.975 | 4.998 | 4.975 |
| XS | -0.048 | 4.292 | 0.079 | 0.682 | 5.668 | 5.691 | 5.677 |

表 3 GARCH(1,1)模型检验结果

| | | ZP | | TB | | TJ | | XS | |
|------------------------|----------------|--------|------|---------|------|--------|------|--------|------|
| | | 统计量 | P 值 | 统计量 | P 值 | 统计量 | P 值 | 统计量 | P 值 |
| J-B(Chi ²) | R | 27 339 | 0 | 567 143 | 0 | 49 235 | 0 | 74 762 | 0 |
| S-W(W) | R | 0.819 | 0 | 0.587 | 0 | 0.849 | 0 | 0.798 | 0 |
| L-B(Q(10)) | R | 17.583 | 0.06 | 6.162 | 0.80 | 21.975 | 0.02 | 14.394 | 0.16 |
| L-B(Q(15)) | R | 25.594 | 0.04 | 10.521 | 0.79 | 24.465 | 0.06 | 16.878 | 0.33 |
| L-B(Q(10)) | R ² | 0.262 | 0.99 | 0.186 | 0.99 | 0.207 | 0.98 | 0.106 | 0.98 |
| LM(TR ²) | R | 0.311 | 0.99 | 0.227 | 0.99 | 0.282 | 0.95 | 0.115 | 0.99 |

标准化残差序列都不存在自相关关系;LM 检验结果显示:在 5%显著性水平下,各残差序列都不存在 ARCH 效应.因此选择 GARCH(1,1)模型来拟合单一资产序列具有一定的合理性.

通过 GARCH(1,1)模型建模之后,得到条件均值的估计值和条件标准差序列的估计值,进而

可计算出新息序列,然后对新息序列的尾部利用 GPD 模型建模,中间部分选择正态分布来拟合,具体参数估计结果如表 4 所列.

GARCH-EVT 模型对新息序列的拟合情况以及残差检验结果如图 2 所示,其中上面两幅图为上尾和下尾数据的拟合情况,可以看出大部分

表 4 GPD 模型参数估计结果

| | u^L | β^L | ξ^L | u^R | β^L | ξ^L |
|----|--------|-----------|---------|-------|-----------|---------|
| ZP | -6.530 | 7.802 | -0.160 | 5.845 | 0.665 | -0.219 |
| TB | -4.267 | 4.776 | -0.053 | 3.376 | 0.082 | -0.043 |
| TJ | -5.196 | 8.116 | -0.534 | 5.223 | 0.182 | -0.232 |
| XS | -6.682 | 7.793 | -0.130 | 5.210 | 0.286 | 0.009 |

数落在实线上.下面两幅图反映了模型对拟合后残差序列的检验结果,表明残差数据基本满足平稳性并服从正态分布的假设.

3 构建联合分布

将新息序列经过相应的概率积分变换后利用

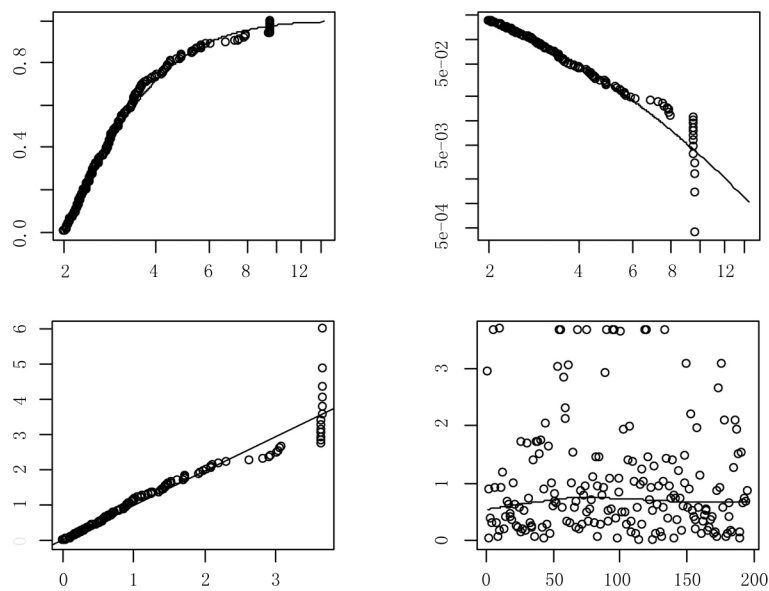


图 2 GARCH-EVT 模型拟合新葡股份新息序列结果

相应的 Copula 函数建模,为了使样本具有代表性,各模型采用不同的抽样方式,具体过程为:

正态 Copula、T-Copula 模型:采用等距抽样方法从整体数据中抽取 502 组数据建立模型,剩下的 300 组进行 VaR 预测.

Clayton Copula 模型:先截取整个序列前 80%的数据共 643 组,通过简单随机抽样方法抽取 343 组建立模型,另外 300 组数据进行 VaR 预测.

Gumbel Copula 模型:截取整个序列后 80%的数据共 643 组,通过简单随机抽样方法抽取 343 组建立模型,另外 300 组数据进行 VaR 预测,得到模型参数的估计结果如表 5~表 7 所列.

2.3 模型预测效果检验

本文分别预测了在置信水平为 95%和 99%

表 5 正态 Copula 模型参数估计结果

| 参数 | 估计值 | 参数 | 估计值 |
|-------|----------|---------|-------|
| rho.1 | 0.451 | rho.4 | 0.526 |
| rho.2 | 0.511 | rho.5 | 0.453 |
| rho.3 | 0.491 | rho.6 | 0.519 |
| AIC | -804.468 | 最大对数似然值 | 408.2 |

表 6 T-copula 模型参数估计结果

| 参数 | 估计值 | 参数 | 估计值 |
|-------|-----------|---------|-------|
| rho.1 | 0.461 | rho.4 | 0.535 |
| rho.2 | 0.523 | rho.5 | 0.469 |
| rho.3 | 0.500 | rho.6 | 0.545 |
| df | 3.334 | | |
| AIC | -1115.923 | 最大对数似然值 | 565 |

表 7 三类阿基米德 Copula 模型参数估计结果

| Copula 模型 | 估计值 theta | 参数范围 | AIC |
|-------------------|-----------|-------------------------------------|--------|
| Gumbel Copula 模型 | 1.83 | $[1, \infty)$ | -0.285 |
| Clayton Copula 模型 | 0.106 | $[-1, \infty] \setminus \{0\}$ | 0.346 |
| Frank Copula 模型 | -0.153 | $(-\infty, \infty) \setminus \{0\}$ | 0.296 |

下样本外 300 天的 VaR 值,与实际收益率进行对比,检验 Copula 模型的拟合效果.在此仅考虑等权重的情况,即 $\omega_j = \frac{1}{4}$,计算 VaR 采用数据滚动方法,结果如表 8 所列.

Gumbel Copula 模型的 VaR 预测结果如图 3 所示.可以看出,随着置信水平 $1-\alpha$ 的增大,在一定时期内 VaR 值减小,即在一定置信水平下和持

表 8 300 天观测中四种模型 VaR 估计失败次数

| Copula 模型 | 95%置信水平 VaR | 99%置信水平 VaR |
|-------------------|----------------|----------------|
| 历史模拟法 | 24(17) | 9(3) |
| 正态 Copula 模型 | 25(11) | 10(3) |
| T-Copula 模型 | 23(11) | 9(3) |
| Frank Copula 函数 | 20(7) | 6(3) |
| Gumbel-Copula 模型 | 16(9) | 4(3) |
| Clayton-Copula 模型 | 18(8) | 7(3) |

注:括号内为 300 次观测中期望失败次数.

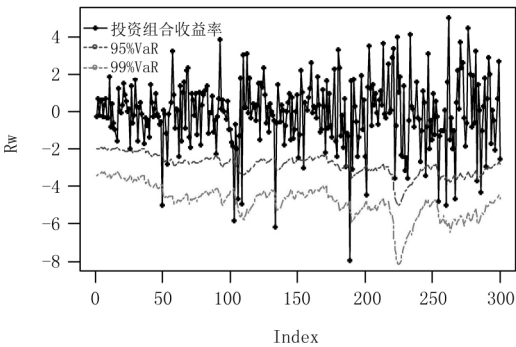


图 3 Gumbel Copula 模型 VaR 预测结果

有期内,最坏损失增大.这也反映了置信水平越高,意味着最大损失在一定时期内超出 VaR 的可能性越小.相反,置信水平越低则可能性越大.

几种模型的 VaR 预测效果以及 Kupiec 检验结果如表 9 所列.通过检验可得:历史模拟法、正态 Copula 以及 T-Copula 模型未能通过有效性检验,而 Frank Copula、Gumbel-Copul 和 Clayton-Copul 模型则通过了显著性检验,这是因为前两种预测方法都基于整个序列数据而建模,后面三种模型则是针对序列的局部分布特点做出的分

表 9 几种模型 VaR 预测效果及 Kupiec 检验

| Copula 模型 | 95%置信水平 VaR | | 99%置信水平 VaR | |
|------------------|-------------|------------------|-------------|-------------------|
| | N/T | LR _{uc} | N/T | LR _{uc} |
| 历史模拟法 | 8% | 4.847 (0.028) | 3% | 7.897 (0.005) |
| 正态 Copula 模型 | 8.3% | 5.896 (0.015) | 3.3% | 10.246 (0.001) |
| T-Copula 模型 | 7.7% | 3.889 (0.049) | 3% | 7.897 (0.005) |
| Frank Copula 模型 | 7.7% | 1.596 (0.207) | 2% | 2.348 (0.125) |
| Gumbel-Copul 模型 | 5.3% | 0.069 (0.793) | 1.7% | 1.122 (0.290) |
| Clayton-Copul 模型 | 6% | 0.595 (0.440) | 2.3% | 3.916 (0.048) |

注:括号内为 LR_{uc}统计量对应的 p 值.

析,因此也充分反映了用 Gumbel-Copula 模型和 Clayton-Copula 模型分别拟合金融序列的上尾与下尾分布具有一定的合理性.

4 结论

本文通过建立 GARCH—EVT—Copula 模型对我国股票收益率数据进行系统地分析,并利用多资产投资组合 VaR 理论进行预测,可得以下结论.

两类椭圆 Copula 模型以及 Frank Copula 模型能够拟合序列的中间部分,经过 kendall 相关系数可得,各序列之间存在正的相关性,即一支股票随时间上涨(下跌)的过程中会引起另一支股票的上涨(下跌),遗憾的是它对于序列尾部分布的刻画却不是很好.

边缘分布选用 GARCH-EVT 模型,较准确地拟合了新息序列的分布特点,再结合 Gumbel Copula 与 Clayton Copula 模型分别对序列数据的上尾和下尾建模,整体结果优于两类椭圆 Copula 模型的拟合情况,弥补了传统模型与椭圆 Copula 模型对序列尾部拟合的不足,可以有效地应用于高维投资组合风险管理.

参考文献:

[1] EMBRECHTS P, MCNEIL A, STRAUMANN D. Correlation: pitfalls and alternatives[J]. RISK,1999, 12(5):11-12.

[2] 吴振翔,叶五一,缪柏其.基于外汇投资组合的风险分析[J].中国管理科学,2004,12(4):1-5.

[3] MARKOWITZ H. Portfolio selection[J]. Journal of Finance,1952,7(1):77-91.

[4] 潘志远,孙显超.Copula 方法中的边缘分布设定需要计量检验吗?——基于 CVaR 框架的资产组合视角[J].系统科学与数学,2017,37(2):537-552.

[5] HERNANDEZ J A. Are oil and gas stocks from the Australian market riskier than coal and uranium stocks?Dependence risk analysis and portfolio optimization[J]. Energy Economics,2014(45):528-536.

[6] 葛亮.基于 Copula-GARCH 模型的新兴产业与上证指数相依性研究[J].统计与决策,2016(24):170-173.

[7] 杨湘豫,李强.基于贝叶斯方法与时变 Copula 模型的基金风险的度量[J].财经理论与实践,2018,39(1):63-68.

[8] YI Y, FENG X D, HUANG Z. Estimation of extreme value-at-risk: An EVT approach for quantile GARCH model[J]. Economics Letters, 2014, 124:

- 378-381.
- [9] 周爱民, 韩菲. 股票市场和外汇市场间风险溢出效应研究——基于 GARCH-时变 Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 国际金融研究, 2017(11): 54-64.
- [10] GIEGOR N, MARCUS S. MixUire pair-Copula-construction[J]. Journal of Banking and Finance, 2015, 54: 175-191.
- [11] 王佳, 杨艾琳, 王旭. 基于修正 KMV-Copula 模型的组合信用风险度量研究[J]. 会计之友, 2019(7): 52-55.
- [12] 袁洪. 基于半参数 Copula-ARMA-GARCH 模型的能量源与银行业动态相依性研究[J]. 兰州财经大学学报, 2017, 33(2): 25-32.
- [13] SONG S, QIAN Y J, LIU J, et. al. Time-variant fragility analysis of the bridge system considering time-varying dependence among typical component seismic demands[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2019, 18(2): 365-377.
- [14] CHEN P, ZENG W L, CHEN M, et. al. Modeling arterial travel time distribution by accounting for link correlations: a copula-based approach[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2019, 23(1): 879-890.

[责任编辑: 赵慧霞]

Application of Dynamic GARCH—EVT—Copula Model in Local Analysis of Financial Sequences

XU Gang-gang, DU Hai-xia, FAN Xue-qin, WEI Xuan-hao, XIE Jia-yang

(College of Mathematics and Physics, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China)

Abstract: With the development of economy, the distribution of financial data not only shows obvious volatility cluster, but also has temporal variability and local correlation. In this paper, GARCH-EVT model is firstly selected to fit a single sequence, and the reasonable marginal distribution is selected by model analysis. Secondly, several types of Copula functions are used to establish the GARCH—EVT—Copula model, which is respectively modeled and analyzed from the whole, middle, upper and lower tails of financial data, and then the Value at Risk of multi-asset portfolio is calculated by Monte Carlo simulation method. Finally, the prediction effect of the model is verified with Kupiec test. The empirical study shows that the T-copula model is more convincing than the normal Copula model in terms of the overall data fitting results, because the density distribution of the Frank Copula model is symmetrical, the description of intermediate data of financial sequence is also accurate, the Gumbel Copula model and the Clayton Copula model are used to model the upper and lower tails of the sequence respectively, and the results are also ideal. Therefore, it is significant to select a reasonable GARCH—EVT—Copula model for the local analysis of financial sequences.

Key words: two-step estimation; Value at Risk; ARCH effects; Monte Carlo simulation; local analysis