

附录 A. 假设

为证明检验统计量的渐进性质，我们给出如下假设 A0-A4。其中， $\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数， C 是一个会随着表达式的不同而变化的泛型常量， Θ_0 是 $\theta_0 \in \Theta$ 的一个任意邻域。

假设 A0: 给定 Ω_{t-1} , $Y_{i,t}$ 的条件分布是 $F_i(\cdot | \theta_0, \Omega_{t-1})$, 并且给定 $Y_{i,t} \leq -VaR_{i,t}(\alpha, \theta_0)$, $Y_{j,t}$ 条件分布的累积分布函数是 $F_{Y_{j,t} | Y_{i,t} \leq -VaR_{i,t}(\alpha, \theta_0)}(\cdot | \theta_0, \Omega_{t-1})$ 。

假设 A1: $\{Y_t, X_t\}_{t=-T+1}^n$ 是严格平稳、且遍历的。

假设 A2: $\hat{\theta}_T$ 是 θ_0 的 $\sqrt{T}$ 一致性估计量，其中 θ_0 是 Θ 的内点，并且 $\hat{\theta}_T$ 满足如下渐进 Bahadur 扩展，即 $\sqrt{T}(\hat{\theta}_T - \theta_0) = \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=-T+1}^0 l_t + o_p(1)$, l_t 满足 $E(l_t | \Omega_{t-1}) = 0$, $\sum_0$ 存在且是正定矩阵。

假设 A3: $E[H_t(\alpha, \beta, \theta) | \Omega_{t-1}]$ 关于 θ 是连续可微的，并且

$$E \left[\sup_{\theta \in \Theta_0} \left\| \frac{\partial E[H_t(\alpha, \beta, \theta) | \Omega_{t-1}]}{\partial \theta} \right\| \right] < C$$

假设 A4: $n \rightarrow \infty$, $T \rightarrow \infty$, $\lambda := \lim n/T = 0$ 。

其中，A0 在文献中常用，它假设模型是正确设定的。假设 A1 是为了阐述的方便，我们的结果也可以扩展到一些非平稳和非遍历性的序列中 (Escanciano, 2007)。大多数常用的估计量可以满足假设 A2，比如 (拟) 极大似然估计量和广义距估计量 (Bose, 1998; Wu, 2007)。假设 A3 是为了满足某些经验过程的渐进同等连续性和大数定律。

附录 B. 证明

(一) 无条件覆盖检验 U_{CoES} 的理论推导过程

为表达更为简洁，我们记 $\hat{H}_t \equiv H_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T)$, $H_t \equiv H_t(\alpha, \beta, \theta_0)$ 。

类似于 Escanciano and Olmo (2010) 的证明过程，在假设 A0-A3 下可以得到如下论据：

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n [\hat{H}_t - E(\hat{H}_t | \Omega_{t-1})] - \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n [H_t - E(H_t | \Omega_{t-1})] = o_p(1)$$

由此，

$$\begin{aligned}
\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (\hat{H}_t - \alpha\beta/2) &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (H_t - \alpha\beta/2) + \\
&\quad \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (\hat{\theta}_T - \theta_0)' \frac{\partial E[H_t(\alpha, \beta, \tilde{\theta}_T) | \Omega_{t-1}]}{\partial \theta} + o_p(1) \\
&= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (H_t - \alpha\beta/2) + \\
&\quad \sqrt{\lambda} \sqrt{T} (\hat{\theta}_T - \theta_0)' \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{\partial E[H_t(\alpha, \beta, \tilde{\theta}_T) | \Omega_{t-1}]}{\partial \theta} + o_p(1) \\
&= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (H_t - \alpha\beta/2) + \sqrt{\lambda} R'_{CoES} \sqrt{T} (\hat{\theta}_T - \theta_0) + o_p(1) \\
&= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (H_t - \alpha\beta/2) + \sqrt{\lambda} R'_{CoES} \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=-T+1}^0 l_t + o_p(1)
\end{aligned}$$

其中, $R_{CoES} = \partial E[H_t(\alpha, \beta, \theta_0)] / \partial \theta$, 并且 $\sqrt{T}(\hat{\theta}_T - \theta_0) = \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=-T+1}^0 l_t + o_p(1)$; 由 H_t 性质可得, $\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (H_t - \alpha\beta/2) \rightarrow^d N(0, \alpha\beta(1/3 - \alpha\beta/4))$, 并且考虑到上述等式右方第 1 项 $\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n (H_t - \alpha\beta/2)$ 和第 2 项 $\sqrt{\lambda} R'_{CoES} \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=-T+1}^0 l_t$ 分别是对样本外和样本内观测值进行求和, 所以两者协方差为 0。

由此可得, 无条件覆盖检验统计量 U_{CoES} 的渐进分布如下,

$$U_{CoES} = \frac{\sqrt{n}(\bar{H}_t(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T - \alpha\beta/2))}{\sqrt{\alpha\beta(1/3 - \alpha\beta/4)}} \rightarrow^d N(0, \sigma_\lambda^2(\alpha))$$

其中, $\sigma_\lambda^2(\alpha) = 1 + \lambda \frac{R'_{CoES} \sum_0 R_{CoES}}{\alpha\beta(1/3 - \alpha\beta/4)}$, $\sum_0$ 是 $\sqrt{T}(\hat{\theta}_T - \theta_0)$ 的渐进协方差矩阵。

特别地, 当 $\lambda = 0$ 时, 即样本外观测期显著小于样本内观测期, 我们则有,

$$\sigma_\lambda^2(\alpha) = 1 + \lambda \frac{R'_{CoES} \sum_0 R_{CoES}}{\alpha\beta(1/3 - \alpha\beta/4)} = 1$$

此时, 无条件覆盖检验统计量 U_{CoES} 将服从标准正态分布, 即 $U_{CoES} \rightarrow^d N(0, 1)$ 。

同时, 由上述证明过程还可得,

$$\sqrt{n}\left(\bar{H}(\alpha, \beta, \hat{\theta}_T) - \frac{\alpha\beta}{2}\right) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n \left[H_t(\alpha, \beta, \theta_0) - \frac{\alpha\beta}{2} \right] + \sqrt{\lambda} R'_{CoES} \sqrt{T} (\hat{\theta}_T - \theta_0) + o_p(1)$$

其中, 该等式右侧第二项 $\sqrt{\lambda} R'_{CoES} \sqrt{T} (\hat{\theta}_T - \theta_0)$, 即为检验统计量估计风险的影响 (the effect of the estimation risk on the UC test statistic)。当 λ 取值越小, 该检验统计量的估计风险也相对较小。

由上, 无条件覆盖检验 U_{CoES} 的理论推导完成。

(二) 条件覆盖检验 C_{CoES} 的理论推导过程

类似于 Escanciano and Olmo (2010) 的证明过程, 在假设 A0-A3 下我们可以得到如下

论据:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\sqrt{n-j}} \sum_{t=1+j}^n \left[\hat{H}_t - E(\hat{H}_t | \Omega_{t-1}) \right] \left(\hat{H}_{t-j} - \frac{\alpha\beta}{2} \right) \\ & - \frac{1}{\sqrt{n-j}} \sum_{t=1+j}^n \left[H_t - E(H_t | \Omega_{t-1}) \right] \left(H_{t-j} - \frac{\alpha\beta}{2} \right) = o_p(1) \end{aligned}$$

由此,

$$\begin{aligned} & \sqrt{n-j} \left(\hat{\gamma}_j(\hat{\theta}_T) - \hat{\gamma}_j(\theta_0) \right) \\ & = \frac{1}{\sqrt{n-j}} \sum_{t=1+j}^n \left[E(\hat{H}_t | \Omega_{t-1}) - \alpha\beta/2 \right] \left(\hat{H}_{t-j} - \frac{\alpha\beta}{2} \right) - \\ & \frac{1}{\sqrt{n-j}} \sum_{t=1+j}^n \left[E(H_t | \Omega_{t-1}) - \alpha\beta/2 \right] \left(H_{t-j} - \frac{\alpha\beta}{2} \right) + o_p(1) \\ & = \frac{1}{\sqrt{n-j}} \sum_{t=1+j}^n \left[E(\hat{H}_t | \Omega_{t-1}) - E(H_t | \Omega_{t-1}) \right] \left(\hat{H}_{t-j} - \frac{\alpha\beta}{2} \right) + o_p(1) \\ & = \sqrt{\lambda} \sqrt{T} (\hat{\theta}_T - \theta_0)' \frac{1}{n-j} \sum_{t=1+j}^n \frac{\partial E[H_t(\alpha, \beta, \theta_T) | \Omega_{t-1}]}{\partial \theta} \left(\hat{H}_{t-j} - \frac{\alpha\beta}{2} \right) + o_p(1) \\ & = \sqrt{\lambda} \sqrt{T} (\hat{\theta}_T - \theta_0)' \frac{\partial \gamma_j(\theta_0)}{\partial \theta} + o_p(1) \end{aligned}$$

进一步可得,

$$\begin{aligned}\sqrt{n-j}\left(\hat{\rho}_j\left(\hat{\theta}_T\right)-\hat{\rho}_j\left(\theta_0\right)\right) &= \frac{\sqrt{n-j}\left(\hat{\gamma}_{nj}-\gamma_{nj}\right)}{\alpha \beta\left(1 / 3-\alpha \beta / 4\right)}+o_p(1) \\ &= R_j' \sqrt{\lambda} \sqrt{T}\left(\hat{\theta}_T-\theta_0\right)+o_p(1)\end{aligned}$$

因此,

$$\begin{aligned}\sqrt{n-j} \hat{\rho}_j\left(\hat{\theta}_T\right) &= \sqrt{n-j} \hat{\rho}_j\left(\theta_0\right)+R_j' \sqrt{\lambda} \sqrt{T}\left(\hat{\theta}_T-\theta_0\right)+o_p(1) \\ &= \frac{1}{\sqrt{n-j} \alpha \beta\left(1 / 3-\alpha \beta / 4\right)} \sum_{t=1+j}^n\left(H_t-\frac{\alpha \beta}{2}\right)\left(H_{t-j}-\frac{\alpha \beta}{2}\right)+ \\ &\quad R_j' \sqrt{\lambda} \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=-T+1}^0 l_t+o_p(1)\end{aligned}$$

考虑到 $\sqrt{n}\left(\hat{\rho}_1\left(\theta_0\right), \hat{\rho}_2\left(\theta_0\right) \cdots \hat{\rho}_m\left(\theta_0\right)\right)' \rightarrow^d N\left(0, I_m\right)$, 并且由于上式右方第 1 项 $\sqrt{n-j} \hat{\rho}_j\left(\theta_0\right)$ 和第 2 项 $R_j' \sqrt{\lambda} \sqrt{T}\left(\hat{\theta}_T-\theta_0\right)$ 分别是对样本外和样本内观测值进行求和, 所以两者协方差为 0。

由此, $\sqrt{n} \hat{\rho}^{(m)} \rightarrow^d N\left(0, \sum\right)$ 。其中, $\sum$ 的第 ij 个元素是 $\sum_{ij}=\delta_{ij}+\lambda R_i' \sum_0 R_j$, $R_j=\frac{1}{\alpha \beta\left(1 / 3-\alpha \beta / 4\right)} \frac{\partial \gamma_j\left(\theta_0\right)}{\partial \theta}$, δ_{ij} 是克罗内克 δ 函数, 当 $i=j$ 时取值 1、否则取值 0。

综上可得, 条件覆盖检验统计量 $C_{CoES}(m)$ 的渐进分布如下:

$$C_{CoES}(m)=n \sum_{j=1}^m \hat{\rho}_j^2\left(\hat{\theta}_T\right) \rightarrow^d \sum_{j=1}^m \pi_j Z_j^2$$

其中, $\left\{\pi_j\right\}_{j=1}^m$ 是 $\sum$ 的第 m 个特征值, $\left\{Z_j\right\}$ 是独立的标准正态分布变量。

特别地, 当 $\lambda=0$ 时, 有 $\sum_{ij}=\delta_{ij}$, 即 $\pi_j=1, j=1, \cdots, m$, 此时 $C_{CoES}(m)$ 将服从自由度为 m 的卡方分布, 也就是 $C_{CoES}(m) \rightarrow^d \chi_m^2$ 。

由上, 条件覆盖检验 $C_{CoES}(m)$ 的理论推导完成。

附录 C. 蒙特卡洛模拟

设定 $\left\{Y_{jt}, Y_{it}\right\}$ 数据生成过程的原假设和备择假设分别如下 H_0 和 A_1-A_7 。其中, 下标 j

表示第 j 个金融机构，下标 i 表示第 i 个金融机构。

H_0 : DCC-GJRGARCH(1,1,1)模型:

$$\begin{aligned} Y_{j,t} &= \sigma_{j,t} \varepsilon_{j,t}, \\ \sigma_{j,t}^2 &= 0.01 + (0.01 + 0.1I_{j,t-1})Y_{j,t-1}^2 + 0.93\sigma_{j,t-1}^2, \\ Y_{i,t} &= \sigma_{i,t} \varepsilon_{i,t}, \\ \sigma_{i,t}^2 &= 0.02 + (0.02 + 0.1I_{i,t-1})Y_{i,t-1}^2 + 0.91\sigma_{i,t-1}^2, \\ \varepsilon_{jit} &= (\varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{i,t})' = R_{jit}^{1/2} z_{jit}, z_{jit} \sim t_5, \\ R_{jit} &= \text{diag}(Q_i)^{-1/2} Q_i \text{diag}(Q_i)^{-1/2}, \\ Q_t &= 0.03\bar{Q} + 0.03(\varepsilon_{jit-1} \varepsilon_{jit-1}') + 0.94Q_{t-1}, \end{aligned}$$

其中, t_5 是自由度为 5 的二元 t 分布。

A_1 : DCC-TAR 模型:

$$\begin{aligned} Y_{j,t} &= a_{j,t} Y_{j,t-1} + \sigma_{j,t} \varepsilon_{j,t}, \\ a_{j,t} &= 0.7 \cdot 1(\sigma_{j,t-1} \varepsilon_{j,t-1} \leq -2), \\ \sigma_{j,t}^2 &= 0.04 + 0.1\sigma_{j,t-1}^2 \varepsilon_{j,t-1}^2 + 0.89\sigma_{j,t-1}^2, \\ Y_{i,t} &= a_{i,t} Y_{i,t-1} + \sigma_{i,t} \varepsilon_{i,t}, \\ a_{i,t} &= 0.7 \cdot 1(\sigma_{i,t-1} \varepsilon_{i,t-1} \leq -2), \\ \sigma_{i,t}^2 &= 0.04 + 0.12\sigma_{i,t-1}^2 \varepsilon_{i,t-1}^2 + 0.87\sigma_{i,t-1}^2, \end{aligned}$$

其中, $\varepsilon_{jit} = (\varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{i,t})'$ 和 H_0 相同。

A_2 : DCC-EGARCH(1,1)模型:

$$\begin{aligned} Y_{j,t} &= \sigma_{j,t} \varepsilon_{j,t}, \\ \ln \sigma_{j,t}^2 &= 0.01 + 0.9 \ln \sigma_{j,t-1}^2 + 0.3 \left(|\varepsilon_{j,t-1}| - \sqrt{2/\pi} \right) - 0.8 \varepsilon_{j,t-1}, \\ Y_{i,t} &= \sigma_{i,t} \varepsilon_{i,t}, \\ \ln \sigma_{i,t}^2 &= 0.01 + 0.91 \ln \sigma_{i,t-1}^2 + 0.28 \left(|\varepsilon_{i,t-1}| - \sqrt{2/\pi} \right) - 0.81 \varepsilon_{i,t-1}, \end{aligned}$$

其中, $\varepsilon_{jit} = (\varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{i,t})'$ 和 H_0 相同。

A_3 : DCC-ARCH(2)模型:

$$\begin{aligned}
Y_{j,t} &= \sigma_{j,t} \varepsilon_{j,t}, \\
\sigma_{j,t}^2 &= 0.1 + 0.1\sigma_{j,t-1}^2 \varepsilon_{j,t-1}^2 + 0.8\sigma_{j,t-2}^2 \varepsilon_{j,t-2}^2, \\
Y_{i,t} &= \sigma_{i,t} \varepsilon_{i,t}, \\
\sigma_{i,t}^2 &= 0.1 + 0.12\sigma_{i,t-1}^2 \varepsilon_{i,t-1}^2 + 0.78\sigma_{i,t-2}^2 \varepsilon_{i,t-2}^2,
\end{aligned}$$

其中, $\varepsilon_{jit} = (\varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{i,t})'$ 和 H_0 相同。

A_4 : BEKK 模型:

$$\begin{aligned}
Y_t &= (Y_{j,t}, Y_{i,t})' = H_t^{1/2} z_t, \\
H_t &= C + A' Y_{t-1} Y_{t-1}' A + G' Y_{t-1}^* Y_{t-1}^{*'} G + B' H_{t-1} B, \\
Y_{t-1}^* &= [Y_{j,t-1} 1(Y_{j,t-1} < 0), Y_{i,t-1} 1(Y_{i,t-1} < 0)]', z_t \sim t_5, \\
C &= \begin{bmatrix} 0.01 & 0.0127 \\ 0.0127 & 0.01 \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & \sqrt{0.02} \end{bmatrix}, \\
G &= \begin{bmatrix} \sqrt{0.1} & 0 \\ 0 & \sqrt{0.1} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \sqrt{0.93} & 0 \\ 0 & \sqrt{0.91} \end{bmatrix}.
\end{aligned}$$

A_5 : GJRGARCH(1,1,1)-t Copula 模型:

$$\begin{aligned}
Y_{j,t} &= \sigma_{j,t} \varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{j,t} \sim t_5, \\
\sigma_{j,t}^2 &= 0.01 + (0.01 + 0.1I_{j,t-1}) Y_{j,t-1}^2 + 0.93\sigma_{j,t-1}^2, \\
Y_{i,t} &= \sigma_{i,t} \varepsilon_{i,t}, \varepsilon_{i,t} \sim t_5, \\
\sigma_{i,t}^2 &= 0.02 + (0.02 + 0.1I_{i,t-1}) Y_{i,t-1}^2 + 0.91\sigma_{i,t-1}^2, \\
(F_{t_5}(\varepsilon_{j,t}), F_{t_5}(\varepsilon_{i,t}))' &\sim t \text{ Copula}(0.8, 1/0.15),
\end{aligned}$$

其中, F_{t_5} 是自由度为 5 的 student-t 分布的累积分布函数。

A_6 : DCC-GJRGARCH(1,1,1)模型, 且标准化误差项 z_{jit} 服从混合正态分布。 $Y_{j,t}$ 、 $Y_{i,t}$ 和 ε_{jit} 与 H_0 中相同, 但是,

$$\begin{aligned}
z_{jit} &\sim [0.6 \cdot N(\mu_1, \Sigma_1) + 0.4 \cdot N(\mu_2, \Sigma_2)] / \sqrt{3} \\
\mu_1 &= [1, 1]', \Sigma_1 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \\
\mu_2 &= [-1.5, -1.5]', \Sigma_2 = \begin{bmatrix} 0.75 & 0 \\ 0 & 0.75 \end{bmatrix}.
\end{aligned}$$

A_7 : DCC-GJRGARCH(1,1,1)模型、且标准化误差项 z_{jit} 服从非对称二元 t 分布, $Y_{j,t}$ 、 $Y_{i,t}$

和 ε_{jit} 和 H_0 中相同。 z_{jit} 的概率密度函数如下,

$$f(z; v, \zeta) = \frac{C(v, \gamma) \cdot K_{1+v/2} \left(\sqrt{v + (z - \mu)' \gamma^{-1} (z - \mu) \zeta' \gamma^{-1} \zeta} \right)}{\exp \left(-(z - \mu)' \gamma^{-1} \zeta \right)} \\ \times \frac{\left(1 + \frac{1}{v} (z - \mu)' \gamma^{-1} (z - \mu) \right)^{-1-v/2}}{\left(\sqrt{v + (z - \mu)' \gamma^{-1} (z - \mu) \zeta' \gamma^{-1} \zeta} \right)^{-1-v/2}},$$

$$\mu = -\frac{v}{v-2} \zeta,$$

$$\gamma = \frac{v-2}{v} \left(I_2 - \frac{2v^2}{(v-2)^2(v-4)} \zeta \zeta' \right),$$

$$C(c, \gamma) = \frac{2^{-v/2}}{\Gamma(v/2)(v\pi) |\gamma|^{1/2}},$$

其中, K 是修正的第三类贝塞尔函数, ζ 是非对称参数值为 $(0.2, 0.2)'$ 的向量, $v=5$, 以及 I_2 是 2×2 的单位矩阵。

在上述数据生成过程的设定中, 原假设是常用的 DCC-GJR-GARCH(1,1,1) 模型, 并且标准化误差项 $\varepsilon_{jit} = (\varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{i,t})'$ 服从自由度为 5 的二元 t 分布。 A_1 只有条件均值没有被正确设定、其他则是正确设定, A_2 和 A_3 只有条件方差没有被正确设定, A_4 和 A_5 只有条件相关性没有被正确设定, 而 A_6 和 A_7 则是标准化误差项 z_{jit} 没有被正确设定。

在进行蒙特卡洛模拟时, 我们利用条件极大似然估计方法 (CMLE) 和样本内数据估计上述模型参数, 并利用样本外的数据计算 $\hat{u}_i$ 、 $\hat{u}_{jit}$ 、以及检验统计量 U_{CoES} 和 $C_{CoES}(m)$, $m=1$ 和 3。 U_{CoES} 和 $C_{CoES}(m)$ 分别服从 $N(0,1)$ 和 χ_m^2 的极限分布。根据上述理论推导过程, 只有当 n/T 较小时这些极限分布才是合适的。此外, 我们选取置信水平 α 和 β 取值 0.1, 之所以没有选取更小的置信水平, 是考虑到联合碰撞序列 $h_t = 1$ 需要有充分观测值才能保证渐进理论的成立。最后, 我们分别设定样本内观测值大小 $T=1000$ 和 2500, 样本外观测值大小 $n=500$, 并进行 1000 次模拟。

附表 1 汇报了蒙特卡洛模拟结果, 其中 Panel A 设定了 $T=1000$ 和 $n=500$, Panel B 设定了 $T=2500$ 和 $n=500$ 。首先, 从中可知, 无条件覆盖检验 U_{CoES} 和条件覆盖检验 $C_{CoES}(m)$ 的 size 都近似等于 5% 显著性水平, 并且检验统计量 size 的扭曲程度 (size distortion) 取决于 n/T

的大小, n/T 取值越小、size 扭曲程度也相对越低。其次, 无条件覆盖检验 U_{CoES} 针对备择假设 A_2 和 A_6 具有很强的统计检验力 (power), 对于备择假设 A_1 和 A_7 也具有统计检验力; 条件覆盖检验 $C_{CoES}(m)$ 对备择假设 A_6 具有很强的统计检验力, 并且对备择假设 A_1 - A_3 和 A_7 也具有统计检验力。总体而言, 蒙特卡洛模拟结果证实了本文无条件覆盖检验 U_{CoES} 和条件覆盖检验 $C_{CoES}(m)$ 的可靠性。

附表 1

5%显著性水平下的蒙特卡洛模拟结果

	H_0	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
Panel A. T=1000, n=500, Size and Power (n / T =1/2)								
U_{CoES}	0.079	0.132	0.548	0.065	0.084	0.079	0.310	0.089
$C_{CoES}(1)$	0.059	0.179	0.199	0.026	0.065	0.064	0.531	0.172
$C_{CoES}(3)$	0.087	0.155	0.265	0.130	0.090	0.093	0.550	0.202
Panel B. T=2500, n=500, Size and Power (n / T =1/5)								
U_{CoES}	0.052	0.079	0.551	0.052	0.050	0.062	0.293	0.075
$C_{CoES}(1)$	0.045	0.150	0.166	0.041	0.055	0.046	0.519	0.189
$C_{CoES}(3)$	0.073	0.128	0.232	0.137	0.092	0.074	0.546	0.216

附表 2

CoVaR 后验分析结果的比较

β 水平	统计量	DM-Copula-t (student t)			DM-Copula-EVT (GPD)		
		银行	保险	其他	银行	保险	其他
2.5%	U_{CoVaR}	0.000***	0.000***	0.000***	0.703	0.000***	0.703
	$C_{CoVaR}(5)$	1.000	0.091*	0.013**	1.000	0.276	1.000
	$C_{CoVaR}(10)$	1.000	0.484	0.082	1.000	0.457	1.000
5%	U_{CoVaR}	0.000***	0.000***	0.000***	0.813	0.000***	0.813
	$C_{CoVaR}(5)$	0.000***	0.917	0.000***	1.000	0.275	1.000
	$C_{CoVaR}(10)$	0.000***	0.484	0.000***	1.000	0.457	1.000

注: 表中汇报了检验统计量的 p 值, ***, **, * 分别代表 1%、5% 和 10% 的显著性水平。