

文章编号: 1001-4098(2012) 07-0008-07

有偏分布下的动态风险测度及 MRC-SPA 检验^{*}

方伟正, 张卫国

(华南理工大学 工商管理学院, 广东广州 510640)

摘要: 以沪铝期货市场为研究对象, 针对金融市场的有偏性、尖峰厚尾性, 结合条件极值理论与 SKST 分布刻画金融市场的极端风险, 同时运用滚动时间窗口方法对不同波动率模型进行样本外动态 VaR 预测。鉴于传统的回测检验无法有效判断不同波动率模型风险测度效果的优劣性, 本文引进一种新的风险检验方法——MRC-SPA 检验, 实证结果显示 EVT 有效提高了 GARCH 模型的样本外动态 VaR 预测精度, 其中 GARCH-SKST-EVT-POT 模型以较小的市场风险资本实现风险规避, 预测效果最优。

关键词: 条件极值理论; MRC-SPA 检验; SKST 分布; 滚动时间窗口; 动态分位数检验

中图分类号: F830 **文献标识码:** A

1 引言

由美国次贷危机引发的金融危机蔓延全球, 造成近几年经济低迷, 美国、日本、欧盟三大经济区相继陷入衰退, 对世界经济造成严重的影响。这次金融危机启示我们金融风险管理与控制至关重要, 而对金融风险的研究愈加具有现实意义。国内外学者研究金融风险往往从波动率模型出发, 因为波动率与市场的不确定性和风险直接相关, 是体现金融市场质量和效率的最简洁和最有效的指标之一。常用的波动率模型是 Bollerslev^[1]的广义自回归条件异方差模型(GARCH)与 Taylor^[2]的随机波动率模型(stochastic volatility model), 为了描述金融市场的极端损失风险, McNeil 和 Frey^[3]提出了条件极值理论, 利用 GPD 分布刻画金融数据尾部; 为检验 VaR 预测效果, Kupiec^[4]提出检验 VaR 失败率的似然比(LR)检验法, 考虑到显著相关的 VaR 失败观察值会给金融机构带来连续超过 VaR 的金融损失冲击, Christoffersen^[5]在 Kupiec 的基础上加入了独立性的检验, 而 Engle 和 Anganeli^[6]则认为 Christoffersen LR 检验的效率过低并提出了动态分位数回归(Dynamic quantile regression, DQ)检验。

本文将在以往学者工作成果的基础上作进一步的研究, 首先, 不同于传统的波动率模型假设资产收益服从正态分布或 t 分布, 本文考虑更具一般性的偏 t (SKST)分布

(Fernandez 和 Stell^[7])来刻画金融市场常见的尖峰胖尾性, 非对称性, 并结合条件极值理论描述金融市场的极端损失; 其次, 国内 VaR 风险测量多是采用多头头寸分析下行风险, 随着国家在金融市场的逐渐开放, 目前已有多种渠道进行看空交易, 股票融资融券、ETF、沪深300股指期货、商品期货渐成规模, Laurent 的研究表明多空头的 VaR 计算结果并不一样, 因而本文从空头头寸视角研究动态的 VaR^[8]。最后, 国内目前的 VaR 检验方法往往局限于 LR 检验以及近几年盛行的动态分位数检验^[9-10]。本文实证结果显示这类检验并不能有效判断波动率模型风险度量优劣性; 本文将引入一种新的 VaR 风险检验方法——MRC-SPA 检验。该检验原理是运用 VaR 预测值设计市场风险资本(MRC)损失函数, 并通过 SPA 检验根据 MRC 对不同模型进行排名。

2 GARCH-EVT-POT 类模型方法

为了便于对文章的理解, 简单回顾本文所涉及的相关知识。

2.1 GARCH 模型

Bollerslev 在1996年将 Engle^[11](1982)提出 ARCH 模型扩展为 GARCH 模型, 常用的 GARCH(1, 1)模型形式如下:

* 收稿日期: 2012-01-03

基金项目: 广东省高等学校珠江学者岗位计划项目(2010); 国家社科基金重大(招标)项目(11&ZD156)

作者简介: 方伟正(1988-), 男, 广东人, 华南理工大学工商管理学院研究生, 研究方向: 金融工程, 风险管理; 张卫国(1963-), 男, 陕西人, 华南理工大学工商管理学院教授, 博士生导师, 研究方向: 金融工程。

$$\begin{aligned}
r_t &= \mu_t + \xi_t \\
\xi_t &= \sigma_t \epsilon \\
\sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \xi_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (1)
\end{aligned}$$

此外, 为了描述金融市场常见的杠杆效应, 本文引用 Glosten, Jagannathan 和 Runkle 提出的 GJR^[12] 模型以及 Fernandez 和 Stel 提出的 SKST 分布来刻画这种非对称性, 常用的 GJR(1, 1) 形式如下:

$$\begin{aligned}
r_t &= \mu_t + \xi_t \\
\xi_t &= \sigma_t \epsilon \\
\sigma_t^2 &= \omega + \alpha_1 \xi_{t-1}^2 + \gamma D_{t-1} \xi_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2)
\end{aligned}$$

而标准 SKST 分布的对数似然函数表示为:

$$\begin{aligned}
& l_T^{SKST} \\
&= T \left[\ln \Gamma \left(\frac{\eta+1}{2} \right) - \ln \Gamma \left(\frac{\eta}{2} \right) \right. \\
&\quad - \frac{1}{2} \ln \left[\pi(\eta-2) + \ln \frac{2}{\zeta + \frac{1}{\zeta}} + \ln s \right] \\
&\quad \left. - \frac{1}{2} \left[\ln \sigma_t^2 + (1+\eta) \ln \left[1 + \frac{(s\zeta+m)^2}{\eta-2} \zeta^{2\eta} \right] \right] \right] \quad (3)
\end{aligned}$$

其中, ζ 为偏度函数, Γ 为 Gamma 函数, η 为自由度, σ_t^2 为方差, ϵ 为误差, T 为观察数。

2.2 条件极值理论

2000年, McNeil 和 Frey 提出了条件极值理论, 这使得 GARCH 模型与极值理论能够相结合用于刻画金融市场的极端损失风险。其原理是首先通过 GARCH 模型对金融数据进行波动率拟合, 并认为拟合后的标准化残差为白噪声, 其次再利用极值理论对标准化残差进行尾部建模, 并通过预测下一步的 VaR 来描述极端风险损失。本文使用滚动时间窗口进行样本外 VaR 动态预测, 滚动时间窗口实时更新数据的特性将使得模型估计与 VaR 预测更接近现实。下面介绍极值理论。

极值理论主要包括有分块样本极大值 BMM 模型 (Block Maxima Model) 以及本文使用的超门限值极值理论 POT 模型 (Peak Over Threshold)。其原理是对超过某一阈值的尾部进行建模, 当阈值足够大时, Pickands-Balkema-De Haan 推荐使用广义帕累托分布拟合尾部, 广义帕累托分布 $GPD_{\xi, \lambda}(y)$ 被定义为:

$$GPD_{\xi, \lambda}(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi}{\lambda} y \right)^{-\frac{1}{\xi}}, & \xi > 0 \\ 1 - e^{-\frac{y}{\lambda}}, & \xi = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, ξ 为形状参数, λ 为尺度参数。

因而若标准残差序列的分布函数为 $F(x)$, 阈值为 u , 则超过阈值的随机变量条件分布函数为:

$$\begin{aligned}
GPD_{\xi, \lambda}(y) &= F_u(y) = P(X - u | X > u) \\
&= \frac{F(u+y) - F(u)}{1 - F(u)} = \frac{F(x) - F(u)}{1 - F(u)}
\end{aligned}$$

即:

$$F(x) = [1 - F(u)] G_{\xi, \lambda}(x - u) + F(u)$$

于是, F 分布可由下式计算得出:

$$\hat{F}(x) = 1 - \frac{N_u}{n} \left(1 + \xi \frac{x - u}{\lambda(u)} \right)^{-\frac{1}{\xi}}, \quad \xi > 0 \quad (5)$$

最后, 对于置信水平 p , GPD 的一步先前 VaR 预测可由下式给出:

$$VaR_{\alpha} = \hat{F}^{-1}(1 - \alpha) = u + \frac{\lambda}{\xi} \left[\left[\frac{n}{N_u} \alpha \right]^{-\xi} - 1 \right] \quad (6)$$

根据上式, 用 EVT-POT 模型求解 VaR 的关键是估计三个参数: 阈值 u 、形状参数 ξ 和尺度参数 λ 。阈值 u 的选取非常重要, 取决于方差与偏度之间的权衡。过高的 u 会导致估计值变动过大而偏差更小, 反之亦然。

阈值选取方法包括有样本超额均值函数法、Hill 图、Q-Q 图 (Gencay 和 Selcuk)、图解自举法 (Embrechts 和 Kluppelberg)、样本分位数法 (DuMouchel)。由于 Hill 图等算法嵌入性不好, 不适合滚动窗口预测, 本文以损失分布样本的 10% 分位数数值作为阈值。另引入 Atilla Cifte^[13] 提出的利用最大交叠小波变换 (MODWT) 来计算阈值, 本文使用 La8 母小波做 6 尺度一维小波分解。

2.3 MRC-SPA 检验

常见的 VaR 预测效果检验包括有 LR 检验 (Kupiec, 1998)、加入独立性因子的 LR 检验 (Christoffersen, 1998) 和近几年盛行的动态分位数检验 (Engle 和 Manganelli, 2004), 然而, 严格来说, 回测检验是基于统计意义上的方法, 对于不同模型, 可能预测的 VaR 失败率相同, 而其 VaR 值却有很大的区别, 得到较大的 VaR 值我们则必须留存更多的资金以应付风险的袭击, 如此则降低了资金的有效利用率, 因此, 对于好的模型来说, 它不仅应满足风险应对的需要, 还应使得市场风险资本尽可能的小, 从这个角度看回测检验是不全面的。

1996年巴塞尔协议市场风险修正案提出了监管资本, 并将市场风险资本损失函数定义为:

$$MRC_t = \max [VaR_t(10, 99\%), \frac{S_t}{60} \sum_{k=0}^{59} VaR_{t-k}(10, 99\%)] \quad (7)$$

其中, $VaR_t(10, 99\%)$ 表示 99% 置信水平上在 t 时刻对持有期为 10 个交易日的 VaR 估计值, S_t 是 MRC 的乘数因子, 等于 3 加资本附加因子, 其中附加因子按照过去 250 个工作日的返回检验突破次数, 其结果可分为绿区、黄区和红区三个区域^①。

① 过去 250 天突破次数在 [0, 4] 范围为绿区, 资本附加因子取 0, 突破次数在 [5, 9] 范围为黄区, 资本附加因子分别取 0.4, 0.5, 0.65, 0.75, 0.85, 突破次数大于等于 10 为红区, 资本附加因子取 1。

我们的目的是为了得到具有最小市场风险资本损失的模型, Wan-Hsiu Cheng 等^[14] 引用 Hansen 和 Lunde^[15] 建立的 SPA 检验(高级预测能力检验法, Superior predictive ability), 建立一个统计假设: 有最小损失期望的模型预测效果最好。其具体算法如下:

假设有 $K + 1$ 中不同的波动率模型, 分别记为 $M_k(k = 0, 1, \dots, K)$; 其中 M_0 表示基准模型, 对于各个模型 M_k 可以产生 n 个 VaR 预测值 $VaR_{k,t}(t = 1, 2, \dots, n)$, 则通过市场风险资本损失函数定义可得到每个模型 M_k 在 t 时刻的市场风险资本损失函数值 $MRC_{k,t}$ 。记 $L_t^{(0)} = MRC_{0,t}$, 其中 $L_t^{(0)}$ 表示基准模型 M_0 在 t 时刻的市场风险资本损失函数值, 而 $L_t^{(i)}$ 表示 i 模型 M_i 在 t 时刻的市场风险资本损失函数值; 构造其他模型相对于基准模型的损失函数, 表示为 $X_{i,t} = L_t^{(0)} - L_t^{(i)}$, 建立零假设: 基准模型 M_0 是最优的预测模型。则基准模型应有最低的市场风险资本, 其数学表达式为:

$$H_0: \max_{i=1,2,\dots,K} E(X_{i,t}) = 0$$

Hansen 和 Lunde 证明了该零假设可以表示为检验统计量:

$$T_l^{SPA} = \max_k \frac{\overline{X}_k}{\hat{\omega}_k}, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

其中:

$$\begin{aligned} \overline{X}_k &= N^{-1} \sum_{t=H+1}^{H+N} X_{k,t} \\ \hat{\omega}_k &= \lim_{N \rightarrow \infty} \text{Var} \left(\frac{1}{N} \sum_{t=H+1}^{H+N} X_{k,t} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

为了获得 T_l^{SPA} 统计检验中 $\hat{\omega}_k$ 与 p 值的一致统计量, Hansen 和 Lunde^[16] 建议采用 Politis 和 Ronano(1994) 设计的平稳自举法(stationary bootstrap procedure), 重复 bootstrap 抽样 B 次, 可以获得 B 个长度为 M 的 $X_{k,t}$ 样本, 记为 $X_{k,t}^i, i = 1, 2, \dots, B$; 每个 bootstrap 样本均值表示为:

$$\bar{X}_k^i = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_{k,t}^i, \quad i = 1, \dots, B \quad (10)$$

$\hat{\omega}_k$ 估计量可用 bootstrap 样本均值标准差计算, 表示为:

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_k &= \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B (\bar{X}_k^i - \bar{\bar{X}}_k)^2 \\ \bar{\bar{X}}_k &= \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \bar{X}_k^i \end{aligned} \quad (11)$$

定义:

$$Z_k^i = (\bar{X}_k^i - \bar{\bar{X}}_k) \times 1_{\{\bar{X}_k^i > -A_k\}} \quad (12)$$

其中, $A_k = N^{-4} \hat{\omega}_k / 4, 1_{\{\cdot\}}$ 为指示函数, 则统计量 $T_l^{SPA,i} = \max_k \frac{\overline{Z}_k^i}{\hat{\omega}_k}$ 的经验分布在零假设成立的条件下收敛于 T_l^{SPA} 的分布(详细请参考 Hansen(2001)); 此时, 统计检验 T_l^{SPA} 的 p 值为:

$$p = \sum_{i=1}^B \frac{1}{B} I(T_l^{SPA,i} > T_l^{SPA}) \quad (13)$$

p 值越大表示模型越好。

3 实证研究

期货合约是一种高杠杆的金融工具, 期货交易具有高报酬、高风险的特征, 因此期货交易风险的控制与管理非常重要。本文选取期货铝连三从2004年4月15日至2011年6月24日共1750个交易日收盘价数据作为研究样本, 数据来自 wind 数据库。日对数收益率取 $r_t = 100 \log(p_{t+1}/p_t)$, p_t 为收盘价。日对数收益率走势及 Q-Q 统计图如图1、图2所示。

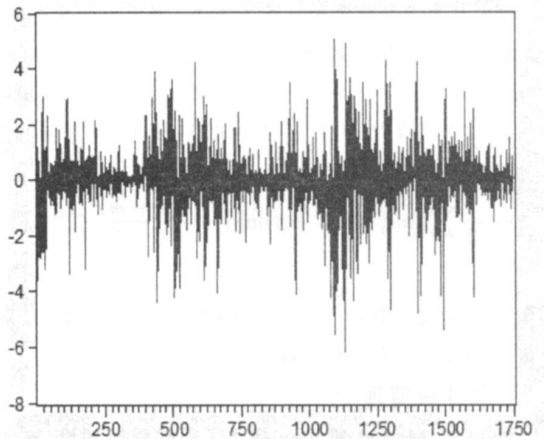


图1 铝连三对数收益率走势

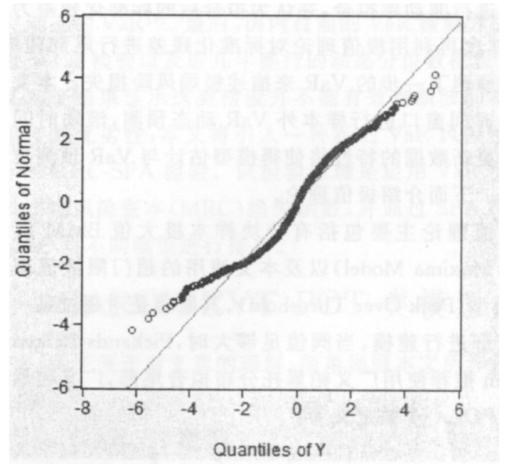


图2 铝连三对数收益率 Q-Q 图

从图1、图2可知, 期货铝存在明显的波动聚和有偏性, 表1给出的观察数据基本信息与检验结果还显示: 期货铝对数收益率平稳, 存在自相关以及明显的 ARCH 效应; 基于此, 本文建立 ARMA-GARCH 模型与条件极值理论对观察数据做滚动时间窗口的 VaR 预测, 并利用 SKST 分布拟合观察数据的偏性和峰性。VaR 预测结果如表2。

表1 基本信息与检验

检验类型	均值	标准差	偏度	峰度	Jarque-Bera 值	P 值
铝	- 0.00551	1.20717	- 0.4130	6.25790	823.6869	0.00
检验类型	ADF	Q(4)	Q(8)	Q(12)	ARCH-LM(1)	ARCH-LM(4)
铝	- 44.7145 (0.0001)	15.624 (0.004)	25.239 (0.001)	29.682 (0.003)	139.6132 (0.00)	90.74298 (0.00)

注: 括号表示 p 值。

表2 VaR 预测失败次数与失败率

	5%	2.5%	1%	5%	2.5%	1%	5%	2.5%	1%
期货 铝	GARCH-t			GJR-t			GARCH-t-EVT		
	32 0.064	16 0.032	5 0.01	30 0.06	16 0.32	5 0.01	24 0.048	10 0.02	5 0.01
	GJR-t-EVT			GARCH-SKST-EVT			GARCH-SKST-EVT-MODWT		
	23 0.46	11 0.022	5 0.01	23 0.046	9 0.018	5 0.01	21 0.042	9 0.018	5 0.01

注: 表中括号中的数据为失败率。

表3 VaR 回测检验结果

	5%	2.5%	1%	5%	2.5%	1%	5%	2.5%	1%
Kupiec-LR 检验	GARCH-t			GJR-t			GARCH-t-EVT		
	1.9325	0.9392	2e-005	1.0134	0.9392	2e-005	0.0385	0.5397	2e-005
	GJR-t-EVT			GARCH-SKST-EVT			GARCH-SKST-EVT-MODWT		
	0.1645	0.1862	2e-005	0.1645	1.0977	2e-005	0.6941	1.0977	2e-005
Christoffersen LR 检验	GARCH-t			GJR-t			GARCH-t-EVT		
	5.5627	1.3316	0.1012	3.3550	1.3316	0.1012	0.6107	0.9488	0.1012
	GJR-t-EVT			GARCH-SKST-EVT			GARCH-SKST-EVT-MODWT		
	0.9075	0.6821	0.1012	0.9075	1.4284	0.1012	1.8574	1.4284	0.1012
DQ 检验	GARCH-t			GJR-t			GARCH-t-EVT		
	36.151	15.972	19.754	25.355	13.53	19.40	9.263	5.742	19.624
	GJR-t-EVT			GARCH-SKST-EVT			GARCH-SKST-EVT-MODWT		
	9.3823	8.1031	19.370	9.7018	5.562	19.325	29.546	30.794	2.4734

注: 自由度为1的卡方分布在5%、2.5%、1%的值为3.841、5.024、6.635; 自由度为2的卡方分布在5%、2.5%、1%的值为5.9917、3.78、9.2103; 自由度为7分布在5%、2.5%、1%的值为14.067、16.013、18.475; 本文选择5个交易日, 7个自由度作为动态分位数回归检验变量选择的标准; 表中, 表示通过接受原假设, 表示拒绝原假设, 数值越小, 表示 VaR 预测越接近真值。

由表2直观上可以看出,与极值理论 EVT 相结合的 GARCH 模型的 VaR 失败次数预测明显比单一的 GARCH 模型更加精确,模型在 99% 置信水平的 VaR 估计与假设相吻合,这与本文使用滚动时间窗口使得数据实时更新有较大的关系,为了进一步分析,表3给出了回测检验的结果。

由表3知,六个模型的 VaR 预测均通过了 Kupiec-LR 检验与 Christoffersen LR 检验,可见基于滚动时间窗口预测方式的 GARCH 模型均能达到有效的预测效果;LR 检验值表示:总体上,引入 EVT、SKST 分布后,GARCH 模型 VaR 预测精度均得到有效的提高,而使用小波分析确定 EVT 阈值的方法似乎并没有有效提高模型 VaR 的预测效果。更为严苛的动态分位数检验也显示,加入 EVT 的 GARCH 类模型明显效果更好。

然而,通过分析表3知,尽管 LR 检验及 DQ 检验均显示 GARCH-EVT 类模型比单一的 GARCH 类模型 VaR 预测效果更优,但它们却无法判断具体哪个模型最好;针

对同类模型,LR 检验与 DQ 检验显示出类似的检验结果;其中 GARCH-SKST-EVT-MODWT 模型是一个特例,其检验结果显示:在 99% 的动态分位数检验上明显比其他模型好,且通过检验,而在 95%、97.5% 置信水平反而检验不通过,预测效果不佳。

为了解决不同模型优劣性的判断问题,本文进一步做 MRC-SPA 检验分析。

由表4可以发现 GARCH-t 模型有最小的 MRC,然而综合表2的 VaR 失败率以及图3、图4的信息发现,GARCH-t 是在明显低估 VaR 值的基础上使得市场风险资本损失函数处于较低的水平,这是不可行的;对其他五个模型,加入 EVT 的 GARCH 模型大多排名都较高,其中 GARCH-SKST-EVT 模型排名最高,而 GARCH-SKST-EVT-MODWT 模型排名最差。即 GARCH-SKST-EVT 模型预测效果最优,而使用 MODWT 方法确定 EVT 尾部阈值的方法并没有提高模型 VaR 预测的有效性。

表4 SPA 检验

	I	II	III	IV	V	VI
p	1.0000	0.3560	0.4705	0.5220	0.5945	0.0320
rank	1	5	4	3	2	6

注:表中数字的意义为:I—GARCH-t、II—GJR-t、III—GARCH-EVT-t、IV—GJR-EVT-t、V—GARCH-EVT-SKST、VI—GARCH-SKST-EVT-MODWT;P 值为 SPA 检验值,p 值越大模型得分越高,||rank ||为模型排名。

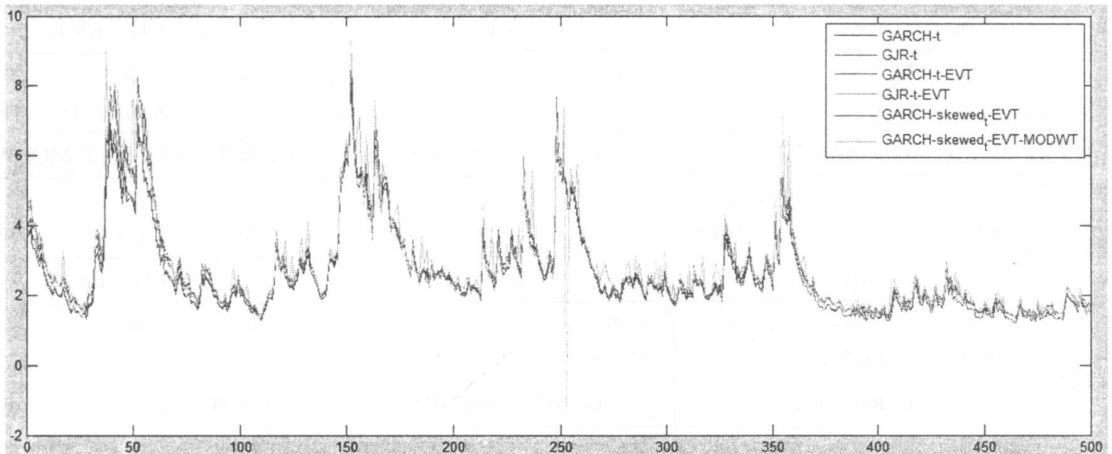


图3 铝连三99%置信水平 VaR 预测

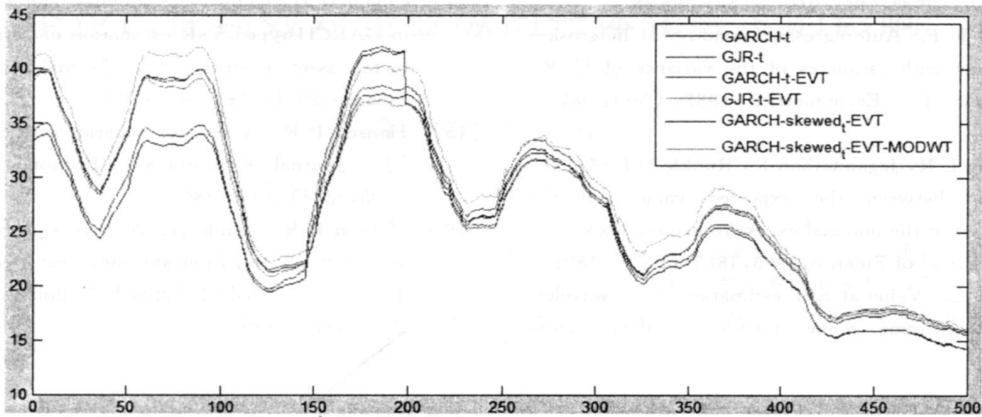


图4 市场风险资本(MRC)损失函数

4 结论

本文引入 SKST 分布刻画期货铝收益率的尖峰厚尾、偏态, 拓展了只能刻画尖峰厚尾性的 t 分布; 同时引用 McNeil 和 Frey 提出的条件极值理论刻画期货铝市场收益率的尾部极端损失; 运用滚动时间窗口对多种波动率模型及不同条件收益分布进行样本外动态 VaR 预测。并运用 Kupiec LR 检验、Christoffersen LR 检验以及动态分位数回归检验法对不同模型进行深入的后验分析, 最后介绍一种新的 VaR 检验方法——MRC-SPA 检验, 得到如下结论:

① 比起单一的 GARCH 类模型, 结合 EVT 的 GARCH 类模型有更高的 VaR 的预测精度, 其中 GARCH-EVT-SKST 模型 VaR 预测效果最优, 达到了在实现 VaR 预测精度前提下以较小的市场风险资本实现风险应对的目标。而引入小波分析(MODWT)确认阈值并没有改善对期货铝市场的 VaR 预测效果。

② LR 检验及动态分位数检验不能有效判断不同模型的优劣程度, 本文引入的 MRC-SPA 检验方法有效弥补了这一缺点, 利用 SPA 检验法对不同模型的规避成本进行比较, 并选取规避成本最小的模型作为最优模型。在实践中, 可综合使用这几种 VaR 风险检验方法寻得在实现 VaR 预测精度前提下以较小的市场风险资本实现风险应对的模型。

参考文献:

[1] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional

heteroskedasticity [J]. Journal of Economics, 1986, (31): 307 ~ 327.

[2] Taylor S J. Financial returns modelled by the product of two stochastic peocesses - A study of daily sugar prices 1961-75[J]. Time Series Analysis: Theory and Practice, 1982.

[3] McNeil A J, Frey R. Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: An extreme value approach [J]. Journal of Empirical Finance, 2000, 7(3): 271 ~ 300.

[4] Kupiec P H. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models [J]. The Journal of Derivatives, 1995: 73 ~ 84.

[5] Christoffersen P. Evaluating interval forecasts [J]. International Economic Review, 1998, 39(4): 841 ~ 862.

[6] Engle R F, Manganelli S. CAViaR: Conditional autoregressive Value at Risk by regression quantiles [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2004, 22(4): 367 ~ 381.

[7] Fernandez C, Steel M. On Bayesian modeling of fat tail and skewness [J]. Journal of the Royal Statistic Society, Part B, 2003, 65: 159 ~ 174.

[8] Laurent S, Giot P. Value at Risk for long and short trading positions [J]. Journal of Applied Econometrics, 2003, 18: 641 ~ 663.

[9] 邵延平. GARCH 模型对期货铜市场风险的研究

[J]. 运筹与管理, 2007, 16(2): 108~112.

- [10] 魏宇等. 我国黄金现货市场的动态 VaR 预测模型研究[J]. 管理评论, 2010, 22(8): 30~38.
- [11] Engle R F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. Inflation [J]. Econometrica, 1982, (50): 987~1008.
- [12] Glosten L R, Jagannathan R, Runkle D E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks[J]. The Journal of Finance, 1993, 48(5): 1779~1801.
- [13] Atilla C. Value-at-risk estimation with wavelet-based extreme value theory: Evidence from

emerging markets[J]. Physica A, 2011: 2356~2367.

- [14] Cheng W H, Hung J C. Skewness and leptokurtosis in GARCH-typed VaR estimation of petroleum and metal asset returns [J]. Journal of Empirical Finance, 2011, (18): 160~173.
- [15] Hansen P R. A test for superior predictive ability [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2005, 23(4): 365~380.
- [16] Hansen P R, Lunde A. A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1, 1)? [J]. Journal of Applied Econometrics, 2005, 20(7): 873~889.

Dynamic Risk Measurement under the Condition of Biased Distribution and MRC-SPA Test

FANG Wei-zheng, ZHANG Wei-guo

(School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Based on the characteristics of aluminum futures market in China, we introduce the Skewed-t distribution combined with conditional extreme value theory to describe the thick tail, skewness and volatility clustering and use rolling time window for different volatility models to forecast the dynamic out-of-sample VaR. Then we choose the MRC-SPA test, a new test for risk, to cover the inefficiency caused by traditional tests on different volatility models. The main empirical results show that: EVT effectively improve the prediction accuracy for dynamic out-of-sample VaR and can achieve a smaller deal of regulatory capital loss, what is more, GARCH-EVT-Skewed-t is the best prediction model.

Key words: Conditional EVT; MRC-SPA Test; Skewed-t Distribution; Rolling Time Window; Dynamic Quintile Regression