

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2020.0005.011

# 基于分位数回归的人民币兑美元汇率风险测度\*

苏静文, 汪子琦, 汪瑞英

(安徽大学 经济学院 合肥 230601)

**摘要:**针对人民币兑美元汇率风险问题,提出了一种基于分位数回归的风险测度方法;以 2015-08-11—2019-09-16 人民币兑美元汇率中间价数据为研究样本,运用 EGARCH 模型和 TGARCH 模型刻画了外汇收益率序列存在的不对称性、波动集聚性以及尖峰厚尾性特征,并在 GARCH 族 VaR 模型的基础上构建了 QR-GARCH 族 VaR 模型,最后选择 Kupiec 失败率检验和动态分位数检验等后测检验方法,比较了两类模型的风险预测精度;结果表明:相对于 GARCH 族 VaR 模型,QR-GARCH 族 VaR 模型不仅仅对随机扰动项的假设分布不敏感,并且表现出显著优异的风险预测能力,其中基于  $t$  分布的 QR-EGARCH VaR 模型的预测能力最优,故 QR-GARCH 族 VaR 模型在人民币兑美元汇率风险测度问题上更具适用性和稳健性。

**关键词:**GARCH 族模型;分位数回归;汇率风险

中图分类号:F223

文献标志码:A

文章编号:1672-058X(2020)05-0066-07

## 0 引言

2005-07-21,我国建立健全人民币汇率制度改革,开始实行有管理的浮动汇率制度,随着交易幅度的不断调整,外汇市场波动不断,直至 2015 年“8.11 汇改”,中央人民银行参考上一日银行间收盘汇率的影响,调整了人民币兑美元汇率中间价报价机制,进一步增大了汇率风险。随着中美经贸关系和建设性合作关系的发展,准确测度人民币兑美元汇率的风险对我国政府制定相应政策,防范外汇风险,更好地建立大国外交关系具有非常重要的指导意义。

Manganelli 和 Engle<sup>[1]</sup>将计算 VaR 的方法总结为 3 种类型:参数法(如 GARCH 模型和 RiskMetrics 法)、非参数法(如 Monte Carlo 模拟法和历史模拟法)以及半参数法(如分位数回归方法和极值理论)。目前已有众多学者将之用于测度股票、期货

市场上金融产品的风险。而在外汇风险测度方面,马赞和杨杰<sup>[2]</sup>建立了 GARCH 族 VaR 模型,通过比较发现,基于  $t$  分布的 GJR 模型的风险测度能力最优;白晓燕和郭昱<sup>[3]</sup>采用相对较优的一系列 ARCH 模型进一步比较汇改前后 NDF 汇率波动特征;叶伟和杨招军<sup>[4]</sup>采用 Copula-VaR 方法测度了外汇储备风险,在加入了 Copula 函数的条件下,提高了 VaR 计算的精确性;简志宏和彭伟<sup>[5]</sup>采用基于分位数理论的 CAViaR 模型研究了汇率的隔夜风险;Salim<sup>[6]</sup>运用 GARCH 族模型预测了美元的汇率波动,结果表明 EGARCH 模型相比 GARCH 模型表现出更精准的预测能力;胡留所和王明<sup>[7]</sup>采用 VaR 历史模拟法对 2015 年以来的人民币汇率进行研究,计量了其外汇敞口的汇率风险;申利<sup>[8]</sup>在方差-协方差、历史模拟和蒙特卡洛 3 种不同 VaR 计算方法的基础上,构建 GARCH-VaR 模型,对外汇风险进行度量;目前将 GARCH 模型和分位数回归方法相结合的研究较少,陈耀辉和朱盼盼<sup>[9]</sup>通过基于 ged 分布的 QR-

收稿日期:2019-12-16;修回日期:2020-01-17.

\* 基金项目:安徽省自然科学基金项目资助(1608085QA02)。

作者简介:苏静文(1995—)女,安徽淮北人,硕士研究生,从事金融统计研究。

GARCH 模型测度了人民币汇率收益率序列的极端风险,与基于 ged 分布的 GARCH 模型相比较,后测检验结果表明,引入分位数方法构造的 GARCH 模型的风险测度效果更好。然而陈耀辉和朱盼盼<sup>[9]</sup>未考察人民币兑美元汇率的杠杆效应,且在 VaR 准确性检验中仅使用了 Kupiec 失败率检验,后测检测结果的说服力较弱。

针对以上讨论,为了刻画人民币兑美元汇率的杠杆效应,以 GARCH 族模型中的 EGARCH 模型和 TGARCH 模型为例,与分位数回归方法相结合,建立 QR-GARCH 族 VaR 模型,并与 GARCH 族 VaR 模型进行对比,以期得出预测精度更高的模型;此外,通过考察外汇收益率的 0.05 分位数揭示了汇率的左尾风险特征。与现有研究相比,研究特色有:在研究方法上,区分训练样本和检测样本,使得各个模型 VaR 预测能力的评价更加有效;在研究对象上,区别于现有文献主要研究股票指数,研究对象是外汇市场;在评价指标的选取上,区别于大多数学者仅采用 Kupiec 失败率检验作为 VaR 模型估计效果的评价指标,同时采用 Kupiec 失败率检验和动态分位数检验,更加能够准确地评价 VaR 模型的预测能力。

## 1 基本理论

### 1.1 VaR(Value at Risk)值

VaR 风险值用  $f_{\text{VaR}}$  表示,它是用来计算某一资产组合在特定概率下的最大潜在损失程度,从定义上看,实质上是估计资产组合收益率在选定分位数下的取值。VaR 在置信水平  $1-\alpha$  下表示为

$$\text{Prob}(\Delta P < f_{\text{VaR}}) = 1 - \alpha$$

其中,  $\Delta P$  为资产组合收益率在一定时期  $\Delta t$  内的损失额, VaR 为给定置信水平下的风险值。而 Artzner 和 Delbaen<sup>[10]</sup>用分位数思想,把 VaR 定义为

$$f_{\text{VaR}} = -\inf\{x \mid \text{prob}(\Delta P < x) > \alpha\}$$

### 1.2 GARCH 族模型的 VaR 建模

GARCH 族模型在研究金融数据波动性方面运用最为普遍,模型一般采用如下方程来描述外汇日收益率:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t = \mu_t + \sigma_t Z_t$$

其中,  $y_t$  为  $t$  日人民币兑美元汇率的日收益率,

$\mu_t$  为日收益率的条件均值,  $\varepsilon_t$  为随机扰动项,  $\sigma_t$  为随即扰动项的不变标准差,而  $Z_t$  通常为一个满足均值为 0, 方差为 1 且独立同分布的随机变量。已有文献通过建模得出“811 汇改”后人民币兑美元汇率存在明显的杠杆效应,鉴于此,选取指数 GARCH 模型(EGARCH)和门限 GARCH 模型(TGARCH)。由此可建立 GARCH 族 VaR 模型如下:

$$\text{VaR}_t^\tau = \mu_t + \sigma_t Z_\tau$$

其中,  $Z_\tau$  为所选残差分布对应的  $\tau$  分位数所计算出的数值。

### 1.3 分位数回归方法 VaR 的建模

分位数回归方法,由 Koneker 和 Bassett<sup>[11]</sup>首次提出,区别于最小二乘法在平均意义上的研究,它可以捕捉到被解释变量全部的条件分布形状,尤其是分布的尾部特征,且不受数据异常值的影响,模型具有鲁棒性。随着分位数方法的广泛应用,越来越多的学者将之应用于风险测度,为了简化 VaR 计算方法,选择 Chen<sup>[12]</sup>建立的分位数 VaR 计算方法,如下所示:

$$\text{VaR}_t^\tau = \beta_0^\tau + \beta_1^\tau \sigma_t + \beta_2^\tau \sigma_t^2 + \varepsilon_t$$

$$\hat{\beta}_i = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(\text{VaR}_t^\tau - \beta_0^\tau - \beta_1^\tau \sigma_t - \beta_2^\tau \sigma_t^2)$$

其中,  $\hat{\sigma}_t$  由 GARCH 模型的条件方差方程得到,

$$\text{且 } \rho_\tau(\mu) \begin{cases} (\tau-1)\mu, \mu < 0 \\ \tau\mu, \mu \geq 0 \end{cases}.$$

### 1.4 Kupiec 失败率检验

Kupiec<sup>[13]</sup>提出了一种针对 VaR 模型的失败率检验方法,其基本思想是:将资产组合实际损失大于 VaR 模型估计值的发生视为一次失败,反之视为一次成功。如果建立的 VaR 测度模型是合理有效的,随着样本容量的增加,那么在一定的显著性水平  $\alpha$  下,失败事件发生的期望概率应满足  $\alpha' = \alpha$ 。失败率检验就是在零假设:  $H_0: \alpha = \alpha'$  条件下,构造以下似然比统计量:

$$f_{\text{LR}} = -2 \ln[(1-\alpha)^{N-n} (\alpha)^n] + 2 \ln[(1-\alpha')^{N-n} (\alpha')^n]$$

其中,  $N$  为实际检验次数,  $n$  为失败发生次数。若  $f_{\text{LR}}$  统计量值超出了临界值,拒绝原假设;反之,不拒绝原假设,即认为模型是合理的。Kupiec 失败率检验通过检验实际失败次数和预期失败次数的接近程度,来避免过于低估或者高估风险。

## 1.5 动态分位数检验 (Dynamic Quantile Test)

Engle 和 Manganelli<sup>[1]</sup> 认为, 失败率检验不能确切地检验 VaR 失败值之间是否存在相关性, 无法避免连续出现超出 VaR 损失的情况, 于是提出动态分位数检验 (DQ 检验)。以多头风险为例, 该检验首先设定一个“击中”序列:

$$\text{HIT}_{\tau,t} = I(y_t < -\text{VaR}_t) - \tau$$

其中,  $\tau$  为给定的分位数, 如果估计的参数模型正确, 也即  $\text{Prob}(y_t < -\text{VaR}_t) = \tau$  成立, 则条件期望  $E(\text{HIT}_{\tau,t} | \Omega_{t-1}) = 0$ , 这说明  $\text{HIT}_{\tau,t}$  和每一滞后项  $\text{HIT}_{\tau,t-k}$  及预测值滞后项  $\text{VaR}_{t-k}$  都不相关。为了判断  $\text{HIT}_{\tau,t}$  是否满足上述性质, 通常建立如下方程:

$$\text{HIT}_{\tau,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{HIT}_{\tau,t-1} + \beta_2 \text{HIT}_{\tau,t-2} + \dots + \beta_p \text{HIT}_{\tau,t-p} + \beta_{p+1} \text{VaR}_t + \mu_t = X\beta + \mu_t$$

于是设定原假设:  $\beta = 0$ , 构造如下统计量:

$$f_{\text{DQ}} = \frac{\hat{\beta}'_{\text{ols}} X' X \hat{\beta}_{\text{ols}}}{\tau(1-\tau)} \sim \chi^2(k+2)$$

若原假设被拒绝, 则说明 VaR 模型未能真实地刻画资产风险。

## 2 实证分析

### 2.1 数据的选取与处理

“8.11 汇改”加大外汇市场波动的弹性区间, 使

得供求关系得以进一步体现。因此选取的样本数据区间为 2015-08-11—2019-09-16 人民币兑美元中间价数据, 共 1 000 个有效数据。将 2015-08-11—2018-06-29 汇率作为训练样本, 用于估计参数和验证模型; 2018-07-02—2019-09-16 共 297 个数据作为检测样本, 用于检验并比较 3 种模型的 VaR 预测能力。数据均来源于中国货币网 (<http://www.chinamoney.com.cn>)。下文主要用到了 Eviews、R 软件。将人民币兑美元汇率收益率定义为

$$y_t = 100 \times \ln \frac{P_{t+1}}{P_t}$$

其中  $P_t$  表示人民币兑美元汇率日中间价,  $y_t$  表示外汇收益率。

人民币兑美元汇率收益率的描述性统计结果见表 1。由表 1 可知, 偏度大于 0, 峰度显著大于 3, 根据 Jarque-Bera 统计量值可知, 在 1% 的显著性水平下, 拒绝收益率序列的正态假设; ADF 统计量值为 -25.983 3, 表示序列在 1% 的显著性水平下认为汇率收益率序列平稳。汇率收益率序列的趋势图和密度曲线图见图 1。由图 1 可知: 外汇收益率序列在零值附近随机波动, 且具有波动集聚性; 由密度曲线图更直观地发现, 和虚线表示的正态分布相比, 收益率经验密度曲线具有更高的峰值和更厚的尾部, 且左尾和右尾不对称。

表 1 汇率收益率的描述性统计

Table 1 Descriptive statistics of exchange rate return

均值	中位数	标准差	偏度	峰度	J-B 值	ADF 值
0.008 6	0.011 4	0.226 2	0.577 0	7.924 0	748.148 3***	-25.983 3***

注: \*\*\*表示在 1% 的显著性水平下显著

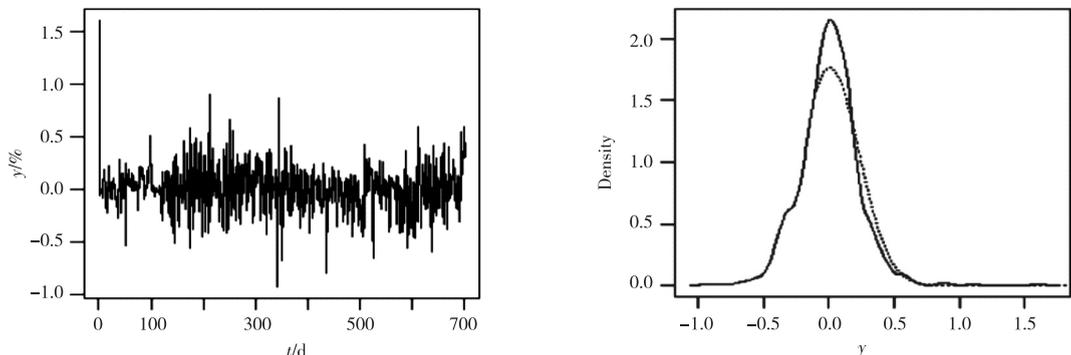


图 1 汇率收益率序列趋势图和密度曲线图

Fig. 1 Trend chart and density curve chart of exchange rate return series

## 2.2 模型的估计结果及 VaR 计算

通过上述分析可知,外汇收益率序列呈尖峰、厚尾分布、杠杆效应和波动集聚性特征。因此在训练样本上建立 EGARCH(1,1) 模型和 TGARCH(1,

1) 模型,其中将均值方程定义为常数均值方程,至于残差分布,采用正态分布( $n$ )、学生  $t$  分布( $t$ ) 以及广义误差分布( $ged$ )。模型的参数估计和诊断检验结果如表 2 所示。

表 2 模型的估计结果

Table 2 Estimation results of the model

	EGARCH- $n$	EGARCH- $t$	EGARCH- $ged$	TGARCH- $n$	TGARCH- $t$	TGARCH- $ged$
$\omega$	-0.583 6*** (0.210 8)	-0.429 2* (0.233 8)	-0.522 5** (0.253 2)	0.030 4*** (0.010 8)	0.016 4 (0.010 3)	0.021 95* (0.0120)
$\alpha$	0.811 3*** (0.067 0)	0.862 4*** (0.074 6)	0.834 6*** (0.080 2)	0.230 8*** (0.042 8)	0.193 0*** (0.064 0)	0.215 4*** (0.059 8)
$\beta$	0.413 5*** (0.075 8)	0.389 4*** (0.106 9)	0.409 0*** (0.101 0)	0.683 4*** (0.071 1)	0.783 8*** (0.086 7)	0.739 8*** (0.088 9)
$\gamma$	-0.120 3*** (0.044 0)	-0.088 7* (0.046 4)	-0.105 8** (0.051 4)			
$\alpha'$				0.283 2*** (0.087 7)	0.239 4** (0.108 4)	0.254 5** (0.109 0)
AIC	-0.238 7	-0.301 3	-0.289 2	-0.175 4	-0.298 8	-0.272 9
SC	-0.238 8	-0.301 4	-0.289 3	-0.175 5	-0.298 9	-0.273 0

注: \*、\*\*和 \*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的显著性水平下显著,圆括号里数值表示标准误差

由表 2 的结果可以发现,除了基于  $t$  分布的 TGARCH 模型中  $\omega$  系数不显著外,其他模型的待估参数至少在 0.1 的水平下显著,说明所选模型的有效性。EGARCH 模型和 TGARCH 模型中反映不对称效应的系数  $\gamma$ 、 $\alpha'$  均显著,说明冲击的影响存在不对称性,且汇率下降引起的汇率收益率波动显著的大于过汇率上升所引起的波动,证实了外汇收益率具有负的杠杆效应,这也进一步突显了研究外汇收益率左尾 VaR 的重要性。从信息准则方面来看,对于同一种 GARCH 模型,学生  $t$  分布具有最小的 AIC, SC 值,且基于  $t$  分布的 EGARCH 模型 AIC, SC 值最小,估计效果最佳。

以信息准则值为模型评价标准的基于  $t$  分布的 EGARCH 模型为例,为了简洁、直观的判断所建立的人民币兑美元汇率风险测度模型精确度如何,下面做出取分位点  $\tau = 0.05$  时,基于  $t$  分布的 EGARCH 模型和 QR-EGARCH 模型计算出在 95%

的置信水平下左尾 VaR 值和外汇收益率实际值的比较图。由图 2 可以看出:对于同一种残差分布  $t$  分布,在 0.05 分位点处,EGARCH 模型普遍低估了左尾风险值,加入分位数回归后的 QR-EGARCH 模型很好地避免了过于低估风险值,对风险有一个更为精确的刻画。

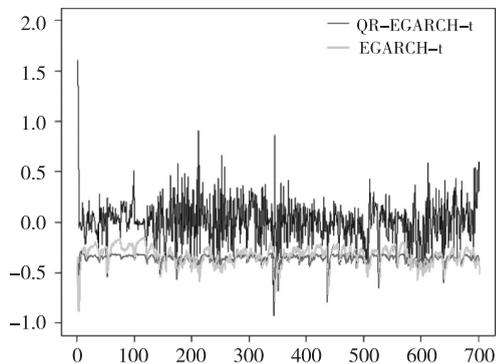


图 2 汇率风险测度模型动态走势图

Fig. 2 Dynamic trend of exchange rate risk measurement models

## 2.4 后测检验

由上述杠杆效应的研究可知,人民币兑美元汇率下降对收益率的波动影响较大,为了避免过于低估左尾风险值,给投资者带来巨大的损失,因此选用 0.05 分位数表示人民币兑美元汇率左尾面临的风险,并综合采用 Kupiec 失败率检验和 DQ 检验两种方法,显著性水平设定为 5%,若  $P$  值小于 0.05,则说明风险模型在 0.05 分位数下不能通过这种检验。通过实验验证,各个模型在训练样本上的 Kupiec 失败率检验和 DQ 检验均可通过,表明模型选择的有效性,然而训练样本内的经验覆盖率很精确不足为奇,所以要评价 VaR 预测模型的效果优劣,需要对检测样本的 VaR 预测值进行检验。表 3 为检测样本上 Kupiec 失败率检验结果,表 4 为检测样本上动态分位数检验结果。由表 3 和表 4 得出结论:

第一,从检测样本上 Kupiec 检验结果可以发现,在 5% 的显著性水平下,各模型的均可达到预期的风险预测精度,且模型的拟合成功率均在 75% 以上;通过对比各个模型的失败频率可知, GARCH 族 VaR 模型均具有较高的失败频率,说明 GARCH 族 VaR 模型在预测左尾 VaR 时,普遍低估了风险值;

最后对比相同模型下的不同残差分布,其 QR-GARCH 族 VaR 模型的拟合成功率显著高于 GARCH 族 VaR 模型,且基于  $t$  分布的 QR-EGARCH 模型表现最为优异。

第二,从检测样本上 DQ 检验结果可知, EGARCH 模型和 TGARCH 模型 DQ 统计量  $P$  值均小于设定的显著性水平 0.05,表明一般的 GARCH 族模型未能准确预测外汇收益率的动态风险,加入分位数回归后构造的 VaR 模型均通过了 DQ 检验,其中基于  $t$  分布的 QR-EGARCH 模型表现最为优异。

第三,对比 QR-GARCH 族 VaR 模型的后测检验结果可知,对于不同的残差分布,分位数回归 VaR 模型计算的 VaR 值均可通过失败率检验及动态分位数检验,模型的拟合成功率都比较高,预测效果并无显著差别,由此表明,尽管前文描述性统计结果得到外汇收益率序列拒绝服从正态分布,且大多时候是优先选择学生  $t$  分布和 ged 分布来描述金融时间序列的偏态、尖峰厚尾等特征,但实证结果表明,在不同的残差分布假设下,加入分位数回归方法构建的 VaR 模型表现并无显著差异。

表 3 检测样本上 Kupiec 失败率检验结果

Table 3 Test results of Kupiec failure rate on test samples

拟合模型	失败次数	失败频率	$f_{LR}$ 值	$f_{LR}(P)$ 值	拟合成功率
EGARCH- $n$	19	0.064 2	1.155 9	0.282 3	0.778 8
EGARCH- $t$	20	0.067 6	1.741 0	0.187 0	0.760 1
EGARCH-ged	20	0.067 6	1.741 0	0.187 0	0.760 1
TGARCH- $n$	19	0.064 2	1.155 9	0.282 3	0.778 8
TGARCH- $t$	19	0.064 2	1.155 9	0.282 3	0.778 8
TGARCH-ged	19	0.064 2	1.155 9	0.282 3	0.778 8
QR-EGARCH- $n$	17	0.057 4	0.329 2	0.566 1	0.870 6
QR-EGARCH- $t$	14	0.047 3	0.046 3	0.829 6	0.945 9
QR-EGARCH-ged	13	0.043 9	0.239 9	0.624 3	0.878 4
QR-TGARCH- $n$	16	0.054 1	0.099 9	0.752 0	0.925 0
QR-TGARCH- $t$	17	0.057 4	0.329 2	0.566 1	0.870 6
QR-TGARCH-ged	13	0.043 9	0.239 9	0.624 3	0.878 4

表4 检测样本上DQ检验结果

Table 4 DQ test results on test samples

拟合模型	$f_{DQ}$ 值	$f_{DQ}(P)$ 值	拟合模型	$f_{DQ}$ 值	$P_{DQ}(P)$ 值
EGARCH- $n$	15.341 4	0.031 9	QR-EGARCH- $n$	5.672 2	0.578 5
EGARCH- $t$	14.318 5	0.045 8	QR-EGARCH- $t$	4.304 5	0.744 1
EGARCH-ged	14.381 6	0.044 8	QR-EGARCH-ged	7.259 5	0.402 4
TGARCH- $n$	15.216 7	0.033 3	QR-TGARCH- $n$	5.712 9	0.573 6
TGARCH- $t$	15.109 9	0.034 6	QR-TGARCH- $t$	5.185 0	0.637 4
TGARCH-ged	15.131 9	0.034 3	QR-TGARCH-ged	5.383 0	0.613 3

总而言之,从拟合成功率的大小还是通过两种检验时  $P$  值的大小均可发现,相比于 GARCH 族 VaR 模型,QR-GARCH 族 VaR 模型的风险测度能力最优,且模型优化了计算风险值的途径,不但能够精准地刻画人民币兑美元汇率收益率的分布特征,而且可以进一步研究外汇市场的极端风险情况。

### 3 结 论

VaR 有效地测度了市场风险,被广泛运用于股票、期货等市场风险度量中。采用 GARCH 族 VaR 模型和 QR-GARCH 族 VaR 模型对“8.11 汇改”后的人民币兑美元汇率收益率的风险进行研究,研究结果表明,选取的 EGARCH 模型和 TGARCH 模型均较好地刻画了外汇收益率序列存在的不对称性、波动集聚性以及尖峰厚尾性特征;相对于 GARCH 族 VaR 模型,分位数 VaR 模型更加准确有效的度量了外汇收益率的左尾风险,其中基于  $t$  分布的 QR-EGARCH 模型的风险预测能力最佳。另外,分位数 VaR 模型对随机扰动项的假设分布并不敏感,更具有适用性和稳健性,有助于未来更好的掌控和防范外汇市场风险。

#### 参考文献(References):

[1] MANGANELLI S, ENGLE R F. CAVia R: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles [J], Journal of Business & Economic Statistics, 2004, 22 (4): 367—381

[2] 马赞,杨杰.我国外汇储备资产的汇率风险管理研究——基于  $t$  分布的 GARCH-VaR 模型族[J]. 金融经济, 2012, 14(7): 78—81

MA Z, YANG J. Study on Exchange Rate Risk Management of Foreign Exchange Reserve Assets in China—GARCH-type VAR Model Based on  $t$  Distribution [J]. Financial Economics, 2012, 14 (7): 78—81 (in Chinese)

- [3] 白晓燕,郭昱.汇改前后人民币汇率预期的波动特征研究[J]. 国际金融研究, 2014(6): 31—39
- BAI X Y, GUO Y. Study on Fluctuation Characteristics of RMB Exchange Rate Expectations before and after Exchange Rate Reform [J]. International Financial Research, 2014(6): 31—39 (in Chinese)
- [4] 叶伟,杨招军.基于 Copula-VaR 方法的外汇储备风险度量[J]. 统计与决策, 2015(3): 153—156
- YE W, YANG Z J. Foreign Exchange Reserve Risk Measurement Based on Copula-VaR Method [J]. Statistics and Decision, 2015(3): 153—156 (in Chinese)
- [5] 简志宏,彭伟.基于 CAViaR 模型的汇率隔夜风险研究[J]. 中国管理科学, 2015, 23(6): 17—24
- JIAN Z H, PENG W. Study on Overnight Exchange Rate Risk Based on CAViaR Model [J]. China Management Science, 2015, 23 (6): 17—24 (in Chinese)
- [6] LAHMIRI S. Modeling and Predicting Historical Volatility in Exchange Rate Markets [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2017(17): 387—395
- [7] 胡留所,王明. VaR 历史模拟法在中国银行外汇风险度量中的应用[J]. 现代经济信息, 2018(9): 318—319
- HU L S, WANG M. Application of VaR Historical Simulation Method in Foreign Exchange Risk Measurement of Bank of China [J]. Modern Economic Information, 2018(9): 318—319 (in Chinese)
- [8] 申利. 基于 GARCH-VaR 模型的外汇风险度量方法的统计比较[J]. 统计与决策, 2018, 34(21): 163—166
- SHEN L. Statistical Comparison of Foreign Exchange Risk

- Measurement Methods Based on GARCH-VaR Model [J]. *Statistics and Decision*, 2018, 34 (21): 163—166 (in Chinese)
- [9] 陈耀辉, 朱盼盼. 基于分位数回归模型的人民币汇率风险测度方法研究[J]. *长江大学学报*, 2015, 22 (12): 22—29
- CHEN Y H, ZHU P P. Study on the Risk Measurement Method of RMB Exchange Rate Based on Quantile Regression Model[J]. *Journal of Yangtze University*, 2015, 22(12): 22—29 (in Chinese)
- [10] ARTZNER P, DELBAEN F, EBER J M, et al. Coherent Measures of Risk, *Mathematical Finance*[J]. *Mathematical Finance Theory Modeling Implementation*, 1999, 9 (3): 203—288
- [11] KOENKER R, BASSETT G. Regression Quantiles [J]. *Econometrica*, 1978, 46(1): 33—50
- [12] CHEN S. An Integrated Smoothed Maximum Score Estimator for Generalized-Zed Censored Quantile Regression Model [J]. *Journal of Econometrics*, 2010, 155 (1): 90—98
- [13] KUPIEC P H. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models [J]. *Journal of Derivatives*, 1995, 3(2): 73—84

## Risk Measure of RMB/USD Exchange Rate Based on Quantile Regression

SU Jing-wen, WANG Zi-qi, WANG Rui-ying

(School of Economics, Anhui University, Hefei 230601, China)

**Abstract:** In view of the risk measure of RMB/USD exchange rate, this paper proposes a method to measure the exchange rate risk by quantile regression. Firstly, by using the data of the central parity rate of the RMB/USD from August 11, 2015 to September 16, 2019, we choose EGARCH model and TGARCH model to describe the asymmetry, volatility clustering and peak thick tail characteristics of foreign exchange rate series. Next, on the basis of GARCH-type VaR models, we establish QR-GARCH-type VaR models. Finally, Kupiec failure rate test and dynamic quantile test as the post test method are selected to compare the risk prediction accuracy of the two kinds of models. The results show that compared with GARCH-type VaR models, QR-GARCH-type VaR models are not sensitive to the hypothetical distribution of random disturbances and show significantly excellent risk prediction ability. Among them, QR-EGARCH VaR models based on t distribution have the best prediction ability, so QR-GARCH-type VaR models are more applicable and robust in the measurement of the risk of RMB/USD exchange rate.

**Key words:** GARCH-type models; quantile regression; exchange rate risk

责任编辑: 田 静

引用本文/Cite this paper:

苏静文, 汪子琦, 汪瑞英. 基于分位数回归的人民币兑美元汇率风险测度[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2020, 37 (5): 66—72

SU J W, WANG Z Q, WANG R Y. Risk Measure of RMB/USD Exchange Rate Based on Quantile Regression[J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2020, 37(5): 66—72