基于高频数据的中国股市风险价值度量研究

西村友作 门明

（对外经济贸易大学国际经济贸易学院，北京，100029）

摘要：本文以中国股市的已实现波动率（RV）与已实现极差波动率（RRV）为研究对象，采用 LR 检验与动态分位数检验对 3 种长记忆模型（ARFIMA、ARFIMAX、HAR）进行了 VaR 预测能力的比较研究。主要结论为：长记忆模型的 VaR 预测能力显著优于基于日收益率的 GARCH 模型，其中以在偏 *t* 分布下的 ARFIMAX 模型的表现为最佳；与标准正态分布相比，在偏 *t* 分布下计算得到的 VaR 值更能准确反映中国股市真实的 VaR；中国股市的 RV 与 RRV 均具有长记忆性、波动非对称性等特征。

关键词：中国股市波动率；风险度量；风险价值；风险管理

作者简介：西村友作，对外经济贸易大学国际经济贸易学院博士生，研究方向：金融市场与金融风险管理。门明，对外经济贸易大学国际经济贸易学院教授、博士生导师，研究方向：金融资产定价理论、金融创新与金融风险管理。

中图分类号：F830.91 **文献标识码**：A

Abstract: This paper empirically investigate the one-step ahead Value-at-Risk forecasting performance of various long-memory models (ARFIMA, ARFIMAX and HAR model) for the Chinese stock market’s realized volatility (RV) and realized range-based volatility (RRV). In particular, we use LR test and Dynamic Quantile test to investigate the relative VaR forecast performances of these models. The major findings include (1) the most accurate forecasts are obtained with the ARFIMAX model with skewed-*t* distribution. The models based on RV and RRV seem to provide more useful information about VaR forecasting than traditional GARCH model. (2) The models with skewed-*t* distribution are better than that with normal distribution. (3) Both RV and RRV follow the long-memory process and negative returns lead to higher subsequent volatility than positive returns.

Keywords:

引言

美国第四大投资银行雷曼兄弟控股公司于 2008 年 9 月 15 日正式宣布破产之后，新一轮金融海啸迅速席卷了全球金融市场。这轮金融危机是始于 2007 年的美国次贷危机的进一步升级。美国道琼斯指数的日收益率自 2003 年以来一个交易日都没有出现过超过±4%的情况，然而，在雷曼公司倒闭后的仅仅 2 个半月里竟出现了 20 天，超过±10%的致命性波动出现了 2 天。原本少见的致命性金融极端价格如此屡见不鲜，加强金融监管的呼声随之一浪高过一浪。

风险价值（Value-at-Risk，VaR）是 J.P.摩根于 1994 年提出的度量市场风险的有效工具。VaR 衡量了在一定时期内，在给定的置信水平下，某一组合的预期最大损失。目前，VaR 已经成为国际金融监管标准的重要指标，已经被全球主要金融机构以及金融监管部门广泛应用。在 VaR 的计算中，波动率是一个极其重要的变量。如果精确预测金融资产的波动率、准确衡量风险价值，则可以更有效地管理金融风险。

随着通讯与计算机技术的快速发展、数据记录与存储技术的不断提高，日内金融高频数据被广泛应用于波动率研究。Andersen 和 Bollerslev(1998)[1]提出的已实现波动率（Realized Volatility，RV）与 Christensen 和 Podolskij(2007)[2]、Martens 和 van Dijk(2007)[9]提出的已实现极差波动率（Realized Range-Based Volatility，RRV）就是在对高频数据的研究基础上发展起来的度量波动率的新方法。Giot 和 Laurent(2004)[5]、Koopman 等(2005)[7]等一系列实证研究显示由高频数据计算的这些波动率均优于 ARCH 类模型、SV 模型等传统波动率模型的结果。

近年来，基于高频数据的中国股市 VaR 度量研究也逐渐展开。邵锡栋和殷炼乾(2008)[11]发现 RiskMetrics^{TM}、GARCH 模型以及 APARCH 模型的 VaR 预测精度明显不如在偏 t 分布下的 RV 与 RRV 模型。房振明等(2007)[12]的研究显示，基于 RV 的 ARFIMA 模型的 VaR 预测能力明显优于基于日收益率的 APARCH 模型。此外，马玉林和王希泉(2007)[13]、邵锡栋等(2009)[10]等均应用高频数据进行了 VaR 预测研究。虽然这些研究应用的模型、样本期间等均不相同，然而实证检验结果显示，高频数据波动率模型的拟合效果与预测精度显著优于传统的波动率模型。

本研究主要着眼于中国股市的 RV 与 RRV，应用三种不同长记忆模型获得滚动窗口的样本外一步波动预测值，然后通过 LR 检验与动态分位数检验进行模型刻画能力与 VaR 预测精度的比较研究。本研究与已往的研究相比，具有以下几个方面的特点：首先，本文采用 3 种不同的长记忆模型直接对 RV 与 RRV 建模，并考察了在不同分布下计算的 VaR；其次，大部分现存文献均采用基于单一静态样本的样本内预测方法。该方法预测 t 期波动率时使用 t 期之后的数据，这并不符合严格意义上的预测。相比之下，动态滚动窗口的样本外一步预测方法概念上符合于研究目的；最后，在本文样本期间内中国股市经历了 2006 年下半年开始的股价暴涨时期、2007 年底进入的股价暴跌时期以及 2008 年 9 月份以后的新一轮世界性金融危机时期等。充分反映了在各个不同宏观背景下的股市波动情况。本文旨在通过高频数据波动率的应用，在全面、综合地分析中国股市的波动特征的同时，寻找最适合于中国股市的波动率模型。为政府金融管理部门、金融机构准确度量股市风险提供客观、科学的依据。

已实现波动率与已实现极差波动率

一、定义与理论背景

假设某金融资产在第t个交易日内能够观测到n个日内收益率$\{r_{t(1)}, r_{t(2)}, \ldots, r_{t(n)}\}$与日内极差$\{s_{pt(1)}, s_{pt(2)}, \ldots, s_{pt(n)}\}$，RV与RRV分别定义为这些日内收益率与日内极差的平方和：

$$RV_t = \sum_{i=1}^{n} r_{t(i)}^2 \tag{1}$$

$$RRV_t = \frac{1}{4\ln 2}\sum_{i=1}^{n} s_{p_{t(i)}}^2 \tag{2}$$

其中，$r_{t(i)}$ 与 $s_{p_{t(i)}}$ 分别表示第t期中在第i个观测时间段的日内收益率与日内极差。虽然RV与RRV计算方法的结构是很简单的，然而它们拥有非常深刻的理论背景。假设在s期的某金融资产对

数价格 $\ln P(s)$ 服从如下伊藤过程：

$$d\ln P(s) = m(s)ds + s(s)dW(s) \tag{3}$$

其中，$m(s)$ 表示漂移项；$s^2(s)$ 表示瞬时波动率；$W(s)$ 表示布朗运动。$\ln P(s)$ 在 t 期的真实波动率定义为如下：

$$IV_t = \int_{t-1}^{t} s^2(s)ds \tag{4}$$

根据二次变差理论，当 $n \to \infty$ 时，(1)式的 RV_t 与(2)式的 RRV_t 均依概率收敛于(4)式的 IV_t。换言之，只要抽样频率足够高，RV 与 RRV 均可视为真实波动率的一致估计量。

RV 与 RRV 的主要区别在于其方差。RRV 的渐近方差为 RV 的大约 5 分之 1 左右（Christensen 和 Podolskij，2007[2]）。显然，理论上 RRV 比 RV 更加有效的估计量。

二、数据综述与 RV、RRV 的调整

本文以上证综合指数[1]的高频数据作为研究对象，样本区间为 2002 年 7 月 1 日至 2009 年 12 月 31 日，共有 1823 个交易数据。如上所述，理论上抽样频率越高，计算出来的 RV 越精确。然而实际上，随着抽样频率的提高，市场微观结构噪声所带来的问题愈来愈严重。因此，必须在估计精度与噪声这两者之间进行权衡，否则计算出来的波动率会失真。为此，本文参照 Koopman 等(2005)[7]等许多现存文献的建议采用时间间隔为 5 分钟的抽样数据。每个交易日均有 50 个观测值，共有 107,100 个样本数据。

中国股市存在午间与夜间闭市时间。大量相关研究表明，午间、夜间收益率包含着较大的噪声影响，不能简单加总。然而，若计算过程中将它忽略不计则很可能低估。为此，本文采用 Hansen and Lunde(2005)[6]的方法剔除噪声影响：

$$RV_t^{(HL)} = \frac{\sum_{t=1}^{T}(R_t - \bar{R})^2}{\sum_{t=1}^{T} RV_{t(intra)}} RV_{t(intra)} \tag{5}$$

其中，$RV_{t(intra)}$ 表示剔除午间与夜间收益率后的在 t 期的 RV；R_t 表示在 t 期的日收益率；$\bar{R}$ 表示日收益率的样本均值。为简化起见，下面省略了右上(HL)角标。RRV 也进行同样的处理。

研究模型与估计结果

一、研究模型

中国股市的 RV 与 RRV 均具有长记忆性特征，而且取对数后近似服从正态分布[2]。有鉴于此，本文应用能够刻画长记忆过程的 3 种模型对 lnRV 与 lnRRV 进行建模。

ARFIMA 模型为能够刻画长记忆性的强力工具。ARFIMA(p,d,q)模型表达式如下所示：

$$\Phi(L)(1-L)^d(\ln RV_t - m_0) = \Theta(L)e_t，\ e_t \sim i.i.d.N(0, s_e^2) \tag{6}$$

其中，m_0 表示 RV_t 的无条件均值。$\Phi(L)$ 和 $\Theta(L)$ 分别为 p 阶和 q 阶的滞后算子多项式。参数 d 能够反映变量的长记忆性。当 $d=0$ 时，RV_t 服从短记忆过程，当 $d>0$ 时，RV_t 服从长记忆过程。模型估计方法本文采用极大似然估计法。

ARFIMAX (p,d,q)模型的一般形式为：

$$\Phi(L)(1-L)^d(\ln RV_t - m_0 - m_1|R_{t-1}| - m_2 D^-_{t-1}|R_{t-1}|) = \Theta(L)e_t\text{，}\ e_t \sim i.i.d.N(0,s_e^2) \tag{7}$$

其中，$|R_{t-1}|$表示日间收益率在$t-1$时刻的绝对值；D^-_{t-1}为虚拟变量，若$R_{t-1}<0$则D^-_{t-1}取值为1；若$R_{t-1}\geq 0$取值为0。m_2的符号能够反映出股市波动非对称性的影响情况。$m_2>0$意味着利空消息比利好消息对股市波动率的影响程度更大，反之亦然。

根据异质市场假说，Corsi(2004)[3]提出了如下HAR模型：

$$\ln RV_{t+1} = c + b^{(d)}\ln RV_t + b^{(w)}\ln RV_{t-5,t} + b^{(m)}\ln RV_{t-20,t} + e_{t+1} \tag{8}$$

其中，RV_t、$RV_{t-5,t}$与$RV_{t-20,t}$分别表示在t期的日RV、周均RV与月均RV，即$RV_{t-5,t}=1/5[RV_{t-4}+RV_{t-3}+\mathbf{L}+RV_t]$与$RV_{t-20,t}=1/20[RV_{t-19}+RV_{t-18}+\mathbf{L}+RV_t]^3$。虽然模型结构很简单，然而HAR模型能够很好地描述时间序列长记忆性的特征。

二、模型估计结果

首先要确定ARFIMA(X)模型的最优滞后期。本文对于ARFIMA(X)(p,d,q)模型进行p=0~2、q=0~2的9种检验，选择了其中使得施瓦茨信息准则最小的滞后期。lnRRV-ARFIMAX模型选择了p=1、q=0之外，其他模型均选择了p=0、q=0。模型估计结果见表1。

ARFIMA(X)模型的参数d均在1%显著水平为正，说明RV与RRV均服从长记忆过程。另外，ARFIMAX模型的参数m_2都是正值，并均在1%水平下显著。这意味着，中国股市具有波动非对称性特征，而且利空消息对股市波动的影响力大于利好消息。HAR模型的参数均在1%水平显著为正，表明过去不同时间的RV与RRV均对最近未来的波动率有一定的解释能力。以lnRV-HAR模型为例，lnRV一单位的提高将会引起次日0.441+0.242/5+0.262/20=0.503单位的波动。表中LB(10)为模型残差序列的10阶滞后Ljung-Box统计量。所有模型均在5%显著水平下不能拒绝残差序列不存在自相关的原假设。由此可以判断，模型设定是合理的。

表1 模型估计结果

	ARFIMA		ARFIMAX			HAR	
	lnRV	lnRRV	lnRV	lnRRV		lnRV	lnRRV
d	0.489***	0.492***	0.469***	0.495***	c	-0.032	-0.042***
	(0.012)	(0.008)	(0.015)	(0.005)		(0.018)	(0.015)
m_0	0.5184	0.426	0.411	0.308	$b^{(d)}$	0.441***	0.440***
	(1.887)	(2.317)	(0.982)	(2.743)		(0.033)	(0.034)
f_1	–	–	–	-0.085***	$b^{(w)}$	0.242***	0.260***
				(0.026)		(0.049)	(0.050)
m_1	–	–	0.055***	0.059***	$b^{(m)}$	0.262***	0.266***
			(0.012)	(0.011)		(0.038)	(0.039)
m_2	–	–	0.067***	0.061***	$\bar{R}^2$	0.726	0.808
			(0.012)	(0.012)			
L.L.	-1508.17	-1392.51	-1450.41	-1333.35	L.L.	-1496.96	-1385.87
LB(10)	11.145	9.277	16.469	10.002	LB(10)	12.739	12.156

注：***和**分别表示在1%和5%的显著水平下拒绝原假设；括号中的数字为估计系数的标准误差；L.L.表示对数似然值；$\bar{R}^2$表示调整拟合优度。LB(10)表示模型残差序列的10阶滞后Ljung-Box统计量。

风险价值预测与评价方法

一、波动预测值与 VaR 的计算方法

本文采用滚动窗口分析法来进行样本外一步预测。以 RV 模型为例，具体步骤如下：首先，1823 个总样本分为 1000 个估计样本部分与 823 个预测样本部分。利用 1000 个估计样本 $\{RV_1, RV_2, \mathbf{L}, RV_{1000}\}$来估计模型参数，然后在此估计基础上，计算未来一天的波动预测值，记为 $\hat{s}_{1001}^2$；其次，保持估计样本的窗口长度不变，将估计样本窗口向后平行移动一天，即增加 RV_{1001}，去掉最早的 RV_1，以$\{RV_2, RV_3, \mathbf{L}, RV_{1001}\}$重新估计模型参数，由此计算第 1002 期的波动预测值，记为 $\hat{s}_{1002}^2$；不断重复第二步骤，最终获得总共 823 个波动预测值$\{\hat{s}_{1001}^2, \hat{s}_{1003}^2, \mathbf{L}, \hat{s}_{1823}^2\}$。

获得波动预测值就可以计算 VaR 了。根据 Giot 和 Laurent(2004)[5]，日收益率 R_t 表示如下：

$$R_t = m_t + e_t = m_t + s_t z_t = m_t + \sqrt{s^2 RV_{t|t-1}} z_t \tag{9}$$

其中，m_t 与 s_t^2 分别表示条件均值与条件方差[4]；z_t 表示均值为 0、方差为 1 的随机变量；s^2 表示用于确保 z_t 的方差为 1 的调整因子；$RV_{t|t-1}$ 表示在 t 期的波动预测值。只要确定 z_t 的累积分布函数即可计算 VaR。本文考虑 z_t 服从 2 种不同分布的情况，即标准正态分布与偏 t 分布。假设 z_t 服从标准化的偏 t 分布可表示 $z_t \sim skst(0,1,u,x)$。其中 u 表示分布的厚尾程度，u 越小厚尾性越明显；x 表示分布的非对称程度。$\ln(x)=0$（或 $x=1$）表示分布是左右对称的，$\ln(x)<0$ 则表示分布是左偏的，反之则右偏。

多头（long position）VaR 可表示为[5]：

$$\mathrm{VaR}_t^{(long)} = m_t + z_a \sqrt{s^2 RV_{t|t-1}} \tag{10}$$

其中，z_a 表示分布的左尾 a 分位数，并将分位数设定为 5%、2.5%和 1%的三种情况。

二、VaR 预测的评价方法

Kupiec(1995)[8]提出的 LR 检验是检验 VaR 计算准确性的有效方法之一。多头的失败率可定义为实际观察到的收益率小于 VaR 的个数 N 除以总样本数 T 的比率，即 $f(N/T)$。设真实失败率记为 f，LR 检验可进行 $H_0: f=a$，$H_1: f \neq a$ 的假设检验。Kupiec(1995)[8]的 LR 统计量为：$LR = -2\log(a^N(1-a)^{T-N}/f^N(1-f)^{T-N})$。当原假设成立时，LR 统计量渐进服从 c_1^2 分布。

Engle 和 Manganelli(2004)[4]提出的动态分位数（dynamic quantile）检验，除上述失败率之外，还考虑到了观察值之间的相关性。多头的 Hit 序列定义为 $\mathrm{Hit}_t^{(long)}(a) = I(R_t < \mathrm{VaR}_t^{(long)}(a)) - a$。其中，$I(\,)$为指示函数，即满足$(\,)$的条件则取值为 1，否则取值为 0。如果 VaR 计算准确的话，应该满足如下 2 种原假设：$H_0^A: E(\mathrm{Hit}_t^{(long)}(a)) = 0$；$H_0^B: \mathrm{Hit}_t^{(long)}(a)$ 与 $t-1$ 期的信息集不相关。动态分位数检验能够同时检验这 2 种原假设。联合假设检验首先进行回归：$\mathrm{Hit}_{q+1,T} = Xl + e$。其中，$\mathrm{Hit}_{q+1,T}$ 表示$[\mathrm{Hit}_{q+1}(a), \mathbf{L}, \mathrm{Hit}_T(a)]'$；$X$ 表示 $(T-q)\times k$ 的说明变量矩阵，第 1 列均为 1（常数项），从第 2 列到第 $q+1$ 列为 $\mathrm{Hit}_{q,T-1}, \mathbf{L}, \mathrm{Hit}_{1,T-q}$；$e$ 表示 $(T-q)\times 1$ 的误差向量。动态分位数统计量为：$DQ = \hat{l}'X'X\hat{l}/a(1-a)$，当上述 2 种原假设均成立时，动态分位数统计量渐进服从自由度为 k 的 c^2 分布。根据 Giot 和 Laurent(2004)[5]等，本文设定 $k=7$，$q=5$，X 的最后一列采用$[\mathrm{VaR}_{q+1}^{(long)}(a), \mathbf{L}, \mathrm{VaR}_T^{(long)}(a)]'$。

三、实证检验结果

表 2 显示(10)式的 s^2 与 z_t 的分布估计结果。所有模型的 $\ln(x)$ 均为负值，并在 1%水平显著异于 0，说明 z_t 的分布是左偏的。另外，在正态分布下的对数似然值均小于在偏 t 分布下的对数似然值。以上结果均说明，偏 t 分布有利于提高对于中国股市波动的拟合效果。

表 2 z_t 的分布的估计结果

		s^2	$\ln(x)$	u	对数似然值
lnRV-ARFIMA	n	1.203*** (0.059)	–	–	-1779.63
	skst	0.971*** (0.069)	-0.172*** (0.048)	6.576*** (1.515)	-1756.68
lnRRV-ARFIMA	n	1.155*** (0.057)	–	–	-1789.60
	skst	1.073*** (0.080)	-0.197*** (0.047)	6.255*** (1.418)	-1763.63
lnRV-ARFIMAX	n	1.220*** (0.060)	–	–	-1784.50
	skst	1.218*** (0.088)	-0.197*** (0.047)	6.663*** (1.584)	-1758.69
lnRRV-ARFIMAX	n	1.166*** (0.058)	–	–	-1793.03
	skst	1.141*** (0.082)	-0.185*** (0.047)	6.516*** (1.485)	-1760.38
lnRV-HAR	n	1.234*** (0.061)	–	–	-1781.43
	skst	1.232*** (0.089)	-0.181*** (0.048)	6.507*** (1.504)	-1756.11
lnRRV-HAR	n	1.178*** (0.058)	–	–	-1791.57
	skst	1.153*** (0.085)	-0.161*** (0.048)	6.230*** (1.359)	-1758.80

注：***表示在 1%水平下显著；括号中的数字为标准误差；n 表示标准正态分布，skst 表示偏 t 分布。

在不同分位数下各模型的 LR 检验与动态分位数检验的 P 值，见表 3。无论采用 LR 检验还是动态分为数检验都得出了基本相同的检验结果。

在标准正态分布下计算的 VaR 预测值明显低估，在 5%显著水平下基本拒绝原假设，表明不考虑分布时的 VaR 值不能精确反映中国股市的风险程度。相对于此，在偏 t 分布下计算的 VaR 预测精度得到了明显改善，进一步证实了在偏 t 分布下的波动率模型在中国股市的有用性。

总体来说，VaR 预测精度最佳的是在偏 t 分布下的 ARFIMAX 模型，在所有分位数下均在 5%显著水平不能拒绝原假设，而且其 P 值基本大于其他模型。值得关注的是，RV 与 RRV 模型之间没有显著性差异。尽管理论上 RRV 为更加有效的估计量，然而本文实证结果证明并非如此。我们必须意识到，发达市场的金融理论与模型并非直接适用于中国股市这样的新兴市场，务必通过严紧的检验与比较分析，才能得出更为客观和科学的结论。此外，ARFIMA 模型与 ARFIMAX 模型的区别仅在于能否反映股市波动非对称性的影响。ARFIMAX 模型的 VaR 预测结果很大程度上优于 ARFIMA 模型，表明在 $t-1$ 时刻的日收益率提供了极为重要的信息。

为了比较起见，表中列出了采用日收益率估计的 GARCH(1,1)模型的检验结果。除了少数个别分位数情况，无论是正态分布还是偏 t 分布均在 5%显著水平下都拒绝原假设。这意味着，虽然 GARCH 模型的操作较为简单，但并不适用于描述中国股市中所存在的风险。本文认为这可能归咎于数据的离散采集问题与波动的长记忆性特征：日数据的使用必然导致日内重要信息的流失，不能充分描述连续不断地受到各种信息影响的金融市场的价格运动；GARCH 模型无法刻画波动率的长记忆性特征，表明不考虑长记忆性时的 VaR 预测值包含多少偏误。

表 3 VaR 预测精度比较结果

		LR 检验			动态分位数检验		
分位数 α		5%	2.5%	1%	5%	2.5%	1%

lnRV-ARFIMA	n	0.168	0.006***	0.016**	0.577	0.012**	0.003***
	skst	0.282	0.169	0.938	0.600	0.012**	0.086
lnRRV-ARFIMA	n	0.168	0.030**	0.016**	0.582	0.012**	0.003***
	skst	0.168	0.749	0.661	0.582	0.183	0.000***
lnRV-ARFIMAX	n	0.126	0.002***	0.003***	0.442	0.003***	0.003***
	skst	0.538	0.453	0.938	0.824	0.911	0.086
lnRRV-ARFIMAX	n	0.093	0.018**	0.003***	0.431	0.037**	0.002***
	skst	0.168	0.749	0.938	0.581	0.913	0.086
lnRV-HAR	n	0.219	0.006***	0.007***	0.681	0.012**	0.006***
	skst	0.282	0.242	0.788	0.700	0.051	0.000***
lnRRV-HAR	n	0.219	0.030**	0.007***	0.798	0.012***	0.003***
	skst	0.219	0.749	0.788	0.798	0.183	0.000***
GARCH	n	0.069	0.001***	0.000***	0.069	0.001***	0.000***
	skst	0.035**	0.006***	0.123	0.035**	0.006***	0.123

注：***和**分别表示在 1%和 5%的显著水平下拒绝原假设；n 表示标准正态分布，skst 表示偏 *t* 分布。

结论

本文运用 LR 检验与动态分位数检验，实证分析了基于 RV 与 RRV 的 ARFIMA 模型、ARFIMAX 模型以及 HAR 模型对中国股市波动率的 VaR 预测精度问题。实证检验结果发现：（1）RV、RRV 模型的 VaR 预测能力均强于基于日收益率的 GARCH 模型，其中以在偏 *t* 分布下的 ARFIMAX 模型的表现为最佳；（2）在标准正态分布下计算的 VaR 预测值明显低估，而在偏 *t* 分布下计算得到的 VaR 值更能准确反映中国股市真实的 VaR；（3）中国股市的 RV 与 RRV 均具有长记忆性与波动非对称性特征，而且利空消息对股市波动的影响力大于利好消息。本研究的结论对于金融机构在中国股票市场的风险管理以及即将推出的股指期货等金融衍生产品的定价等问题均具有一定的理论与现实意义。金融风险管理部门在度量和预测中国股市 VaR 时，应采用日内高频数据充分利用许多有用的详细信息。而且，应重点关注资产收益率的概率分布，选取能够准确刻画股市波动特征的模型，并不能忽视波动的长记忆性与非对称性特征，以提高中国股市风险价值的预测能力。本文主要从 VaR 度量与模型刻画的角度探讨了中国股市的 RV 与 RRV，而中国股市高频数据在波动预测、期权定价等方面的应用研究也有待深入。

[基金项目：国家社会科学基金资助项目（编号：08BJY155）**]**

注释

[1] 本文应用深证成份指数进行了完全一样的检验，得出了基本相同的结论。

[2] 本文采用 Jarque-Bera 检验与 Ljung-Box 检验发现，中国股市的 lnRV 与 lnRRV 序列均具有正态性与长记忆性特征。这里省略了具体检验结果。

[3] 以美国、日本等国家的股市作为研究对象的先行研究一般将一个月的平均交易日数定义为 22 天。由于各国平均交易日数并不相同，研究中国股市时绝不可盲目生搬硬套。2001 年 1 月至 2009 年 12 月的中国股市的每月平均交易日数为 20.35 天（数据来源于上海证交所）。因此本文定义中国股市的月度平均交易数为 20 天。

[4] 在条件均值方程方面，本文采用 AR(*k*)模型。滞后期在第 1~15 期中选择使得施瓦兹信息准则最小的滞后期。本文采用的日收益率序列的均值方程最终选择了 AR(1)模型。

[5] 此外，还有空头（short position）的 VaR，即 $\mathrm{VaR}_t^{(Short)} = m_t + z_{1-a}\sqrt{s^2 RV_{t|t-1}}$ 。目前中国对股市现货的空头交

易进行严格管理，并限于篇幅，本文主要研究在多头 VaR 下的波动预测。

参考文献：

[1] Andersen, T.G. and T. Bollerslev. Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts[J]. International Economic Review, 1998, 39(4):885-905.

[2] Christensen, K. and M. Podolskij. Realized Range-Based Estimation of Integrated Variance[J]. Journal of Econometrics, 2007, 141(2):323-349.

[3] Corsi, F.. A Simple Long Memory Model of Realized Volatility[R]. Working Paper, University of Southern Switzerland, 2004.

[4] Engle, R.F. and S. Manganelli. CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2004, 22(4):367-381.

[5] Giot, P. and S. Laurent. Modelling Daily Value-at-Risk Using Realized Volatility and ARCH Type Models[J]. Journal of Empirical Finance, 2004, 11(3):379-398.

[6] Hansen, P.R. and A. Lunde. A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a GARCH(1,1)?[J]. Journal of Applied Econometrics, 2005, 20(7):873-889.

[7] Koopman, S.J., B. Jungbacker and E. Hol. Forecasting Daily Variability of the S&P 100 Stock Index Using Historical, Realised and Implied Volatility Measurements[J]. Journal of Empirical Finance, 2005, 12(3):445-475.

[8] Kupiec, P.H.. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models[J]. Journal of Derivatives, 1995, 3(2):73-84.

[9] Martens, M. and D. van Dijk. Measuring Volatility with the Realized Range[J]. Journal of Econometrics, 2007, 138(1):181–207.

[10] 邵锡栋，连玉君，黄性芳．交易间隔、超高频波动率与 VaR—利用日内信息预测金融市场风险[J]，统计研究，2009，26(1)．

[11] 邵锡栋，殷炼乾．基于实现极差和实现波动率的中国金融市场风险测度研究[J]，金融研究，2008，(6)．

[12] 房振明，王春峰，付臣余．基于高频数据的股指风险价值预测[J]，统计与决策，2007，(9)．

[13] 马玉林，王希泉．基于实际波动率的 VaR 模型实证研究[J]，山东大学学报，2007，(10)．