

文章编号:1003-207(2013)03-0050-11

跳跃的估计、股市波动率的预测以及预测精度评价

杨 科¹, 田凤平², 林 洪³

(1. 华南农业大学经济管理学院, 广东 广州 510642; 2. 中山大学国际商学院, 广东 广州 510275;
3. 广东商学院, 广东 广州 510320)

摘 要:本文基于 C_TMPV 理论估计已实现波动率的跳跃成分,在此基础上构建考虑跳跃的 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型来预测中国股市的已实现波动率,并评价和比较各类波动率模型的预测精度。实证结果表明:基于 C_TMPV 估计的波动率跳跃成分对日、周以及月波动率的预测有显著的正向影响;AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型的样本内和样本外预测精度在不同的预测时域上都是最高的,尤其是对数形式的模型;MIDAS 族模型的样本外预测精度在中长期预测时域上比 HAR 族模型高;AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型的样本外预测能力在中长期预测时域上比基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型好。

关键词:波动率预测;已实现波动率;C_TMPV;MIDAS 模型;SPA 检验

中图分类号:F830;F064.1 **文献标识码:**A

1 引言

金融市场波动率的估计和预测是资产组合选择、金融衍生品定价的前提,同时也是银行、基金等金融机构日常风险管理的基础,一直以来都是金融经济学研究的核心内容之一。随着日内高频数据的广泛应用,国内外一些学者研究发现金融资产日内高频收益率普遍存在跳跃现象,并且有些跳跃一旦发生,可能对整个金融市场带来巨大的冲击。因此,在预测金融市场风险状况时能准确识别和估计跳跃行为以及构建考虑跳跃的波动率预测模型对金融市场的各类参与者深刻了解金融资产价格的形成机制和有效规避投资风险,对金融监管部门提高市场风险预测能力和监管水平都具有重要的理论价值和现实意义。

在基于高频数据的波动率预测方面,最具影响的文献是 Andersen 等^[1]和 Corsi^[2]。Andersen 等^[1]的研究发现,基于对数已实现波动率的 ARFIMA 模型的样本外预测能力比基于低频数据的长记忆参数模型 FIGARCH 模型、FIEGARCH 模型以及其他相关的方法的样本外预测能力好。Corsi^[2]基于异质市场假说的思想和 HAR 模型构建了一个简单的已实现波动率近似长记忆模型-HAR 模型。通过 Monte Carlo 模拟和实证检验发现,HAR 模型对已实现波动率的样本外预测能力与 ARFIMA 模型极为相近,并且该模型估计方法更为简便。近几年,国内对已波动率预测方面也做了一些研究,例如,徐正国和张世英^[3]为了同时考虑已实现波动率的长记忆性和不对称性,构建了一个基于调整的已实现波动率的 ARFIMAX 模型来预测已实现波动率;郭名媛和张世英^[4]构建的基于赋权已实现波动率的 ARFIMA 模型也进一步提高了已波动率的预测精度。魏宇和余怒涛^[5]实证比较了基于高频数据的 ARFIMA 模型和基于低频数据的随机波动率模型、GARCH 模型对中国股市波动率的预测精度,他们的研究结果发现,基于高频数据的 ARFIMA 模型对我国股市波动率的预测精度要明显高于基于低频数据的随机波动率模型和 GARCH 模型。魏宇^[6]基于沪深 300 指数的高频抽样数据,实证比较了基于高频数据的已实现波动率模型与各类历史波动率模型的预测精度,实证结果发现,基于

收稿日期:2011-12-30;**修订日期:**2012-10-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70971143,71203067);华南农业大学经济管理学院“211 工程”青年项目(2012211QN03);中国博士后科学基金(2011M500134);广东省哲学社会科学规划项目(GD11YJL01);中山大学青年教师起步资助计划(41000-3181404);2011 年度中山大学人文社会科学青年教师桐山基金资助项目;广东省高等学校高层次人才项目;中山大学 985 工程三期建设项目金融创新与区域发展研究创新基地

作者简介:杨科(1983-),男(汉族),湖南岳阳人,华南农业大学经济管理学院,讲师,研究方向:金融经济学。

高频数据的已实现波动率模型和扩展的随机波动率模型是预测精度最高的两类模型。

纵观现有文献,在构建已实现波动率预测模型时,大多只考虑了波动率的长记忆性和不对称性,而考虑跳跃的市场波动率预测建模的文献却非常少。最近,Andersen等^[7],Giot和Laurent^[8]以及国内的王春峰等^[9],基于多次幂变差理论将已实现波动率分解为连续部分和跳跃部分,并实证发现已实现波动率的跳跃成分对未来波动率的预测具有负向影响或者不具有显著影响。然而,Shalen^[10]、Wang^[11]以及最近的Buraschi等^[12]的理论研究表明,跳跃对未来的波动率应该存在显著的正向影响,因为金融资产收益的偶然跳跃能增加金融资产内在价值的不确定性,从而导致未来波动率的进一步增加。杨科和陈浪南^[13]认为上述理论研究结论与实证结论不一致的一个可能原因是,上述文献中的实证研究都是采用基于多次幂变差的Z统计量将跳跃成分从已实现波动率中剥离出来,但当出现连续跳跃时,该统计量不能识别跳跃成分,使得一部分跳跃成分包含在波动率的连续成分中,从而低估了已实现波动率的跳跃成分对未来波动率的影响。鉴于这个原因,杨科和陈浪南^[13]基于修正的已实现门阀多次幂变差理论估计出中国股市已实现波动率的跳跃成分,发现通过修正的已实现门阀多次幂变差估计的已实现跳跃对中国股市日、周和月的已实现波动率的预测存在显著的正向影响。此外,已存在的波动率预测文献大多集中在对波动率的向前一步预测,极少有文献涉及到波动率的多期预测,即使有考虑波动率的多步预测的,现存文献绝大多数也是采用经典模型(GARCH族模型和SV族模型)低频直接预测方法或基于向前一步预测的迭代多步预测法。然而,这两类方法都有各自的缺陷,经典模型低频直接预测方法有损失大量数据信息的缺陷,迭代多步预测有对模型误设极度敏感的缺陷。

鉴于此,本文首先基于修正的已实现门阀多次幂变差理论估计出中国股市已实现波动率的连续成分和跳跃成分,然后在此基础上构建了考虑跳跃的HAR模型,并运用混合数据抽样的方法将Corsi^[2]的HAR模型进一步扩展为已实现波动率的直接多步预测模型来对中国股市的已实现波动率进行短期和长期的预测,最后,本文还运用多种波动率预测精度评价方法评价和比较了各类波动率预测模型的样本内和样本外预测能力。

2 数据、描述性分析以及已实现波动率的估计

2.1 数据

本文研究的数据样本为上证综指2000年1月04日到2008年12月31日的每五分钟的高频抽样数据,原始数据来源于中国经济研究中心(CCER)股票市场高频数据库。原始数据中包含了103250个数据。由于有些交易日的日内数据记录不全,我们剔除了这些数据记录不全的交易日,得到2085个交易日的高频数据,数据总量为100080个。这样一段样本区间包含一些证券市场剧烈震荡的典型案列,例如,国有股减持出台引发的股市单边大幅下挫(2001年6月14日),停止国有股减持引发的6.24井喷(2002年6月23日),以及2007年以来美国次贷危机引发的世界金融危机等一系列重大事件。该期间股价经历了一个比较完整的下跌—上升—再下跌的周期,具有较好的代表性。

2.2 已实现已实现波动率的估计及描述性分析

假定在交易日 t 有 n_t 个股价数据,令 $p_{t,i}$ 表示日内第 i 个对数股价,则日内高频对数收益率为日内相邻对数股价之差,即 $r_{t,i} = p_{t,i} - p_{t,i-1}$ 。基于高频数据的已实现波动率 RV 定义为日内高频对数收益平方之和,即为:

$$RV_t = \sum_{i=0}^{n_t} r_{t,i}^2 \quad (1)$$

然而,当市场微观结构扰动存在时,式(1)定义的已实现波动率不是积分波动率(Integrated Volatility)的无偏估计量。为了克服市场微观结构扰动的影响,本论文按照Hansen和Lunde^[14]的建议,采用核估计量(Kernel-Based Estimators)对 RV_t 进行偏差校正:

$$RV_t^{Kernel} = \sum_{i=1}^{n_t} r_{t,i}^2 + 2 \sum_{h=1}^q \left(1 - \frac{h}{q+1}\right) \gamma_h \quad (2)$$

其中 $\gamma_h = \frac{n_t}{n_t - h} \sum_{j=1}^{n_t} r_{t,j} r_{t,j+h}$, q 为不大于 $\left(\frac{4n_t}{100}\right)^{2/9}$ 的非负整数。

表1为各收益率序列和波动率序列的描述性统计量,其中日标准收益率为 $r_t / \sqrt{RV_t}$ 。由表1可以看出:(1)相对于平方收益率来说,上证综指的已实现波动率序列是更为精确的市场波动率估计量,因为两者虽然均值相同,但已实现波动率的标准差更小;(2)上证综指的已实现波动率序列表现出尖峰厚尾的特征,而对数已实现波动率更加接近于正态分

表 1 日收益率和日已实现波动率的描述性统计量

	均值	最小值	最大值	标准离差	偏度系数	峰态系数
收益率	0.0001	-0.1283	0.094	0.0175	-0.1838	8.1662
标准收益率	0.028	-0.3115	3.5586	1.17	-0.0437	2.5739
平方收益率	0.0003	0	0.0165	0.0008	8.2493	108.29
已实现已实现波动率	0.0003	0	0.0108	0.0005	9.5065	138.49
对数已实现已实现波动率	-9.0483	-13.35	-4.5275	1.203	0.2846	2.945

布；(3)上证综指的日收益率序列虽然表现出尖峰厚尾特征,但经过标准化后非常接近正态分布。

3 跳跃的检验和估计

Barndorff-Nielsen 和 Shephard^[15-17] 基于二次幂变差(Bipower Variation)理论提出了将 RV_t 分解为连续部分和离散跳跃部分的方法。Huang 和 Tauchen^[18] 在此基础上构建了一个 Z 统计量来识别和估计金融市场中的跳跃。然而, Corsi 等^[19] 的研究指出, 当日内高频数据连续出现跳跃的频率非常高时, Z 统计量对跳跃的识别能力较差, 据此他们构建了基于修正的已实现门阀多次幂变差(Corrected Realized Threshold Multipower Variation, 记为 C_TMPV)的修正 Z 统计量(记为 C_TZ 统计量), 通过 Monte Carlo 模拟发现, 当跳跃连续出现频率很高时, C_TZ 统计量对跳跃的识别能力显著高于 Z 统计量。因此, 本文采用 C_TZ 统计量来检验和估计中国股市已实现波动率的跳跃成分。

按照 Corsi 和 Reno^[19] 的定义, 修正的已实现门阀多次幂变差可以表述为:

$$C_TMPV_t^{[\gamma_1, \dots, \gamma_M]} = (1/n_t)^{1-\frac{1}{2}(\gamma_1+\dots+\gamma_M)} \sum_{j=M}^{n_t} \prod_{k=1}^M Z_{\gamma_k}(r_{t,j-k+1}, v_{j-k+1}) \quad (3)$$

其中 v_s 是一个严格为正的随机门阀函数, $\gamma_1, \dots, \gamma_M$ 表示任意正数。函数 $Z_\gamma(x, y)$ 定义为:

$$Z_\gamma(x, y) = \begin{cases} |x|^\gamma & x^2 \leq y \\ \frac{1}{2N(-c_v)\sqrt{\pi}} \left(\frac{2}{c_v^2}y\right)^{\frac{\gamma}{2}} \Gamma\left(\frac{\gamma+1}{2}, \frac{c_v^2}{2}\right) & x^2 > y \end{cases}$$

$N(\cdot)$ 是标准正态分布累积密度函数, $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。在本文的实证研究中, 按照 Corsi 等^[19] 的建议取随机门阀函数 $v_t = c_v^2 \hat{V}_t$, \hat{V}_t 为局部点波动率 σ_t 的辅助估计量(Auxiliary estimator), 在本文设定 $c_v = 3$, 并采用长度为 $2L+1$ 的非参数滤波迭代 M 次来估计 \hat{V}_t , 具体表达式如下:

$$\hat{V}_t^M =$$

$$\frac{\sum_{i=-L, i \neq -1, 0, 1}^L K\left(\frac{i}{L}\right) |r_{t,i}|^2 I(|r_{t,i}|^2 < c_v^2 \hat{V}_{t+i}^{M-1})}{\sum_{i=-L, i \neq -1, 0, 1}^L K\left(\frac{i}{L}\right) I(|r_{t,i}|^2 < c_v^2 \hat{V}_{t+i}^{M-1})}, M = 1, 2, \dots$$

其中设定 \hat{V}_t 的初始值 $\hat{V}_0 = +\infty$, L 为带宽参数, 设定 $L = 25$, $K(\cdot)$ 表示核函数, 本文采用高斯核函数 $K(x) = (1/\sqrt{2\pi})\exp(-x^2/2)$ 。在每次迭代中, 通过条件 $|r_t|^2 > c_v^2 \hat{V}_t^{M-1}$ 来排除大的收益率, 估计得到的波动率估计量 \hat{V}_t 乘以 c_v^2 作为下一次迭代的门阀值, 当没有大的收益率被排除时, 迭代就停止, 在本文实证研究一般只需迭代 2 或 3 次。

由 C_TMPV (式(3))的定义可知, 修正的已实现门阀二次幂变差 $C_TBV_t = \mu_1^{-2} C_TMPV_t^{[1,1]}$, 修正的门阀三次幂变差 $C_TTP_t = \mu_k^{-\frac{3}{2}} C_TMPV_t^{[\frac{4}{3}, \frac{4}{3}, \frac{4}{3}]}$ 。其中 $\mu_k = 2^{k/2} \Gamma((k+1)/2) / \Gamma(1/2)$ 。基于 C_TMPV , 构建的修正的 Z 统计量为:

$$C_TZ_t = \frac{(RV_t - C_TBV_t) / RV_t}{\sqrt{\left(\left(\frac{\pi}{2}\right)^2 + \pi - 5\right) \frac{1}{n_t} \max\left(1, \frac{C_TTP_t}{C_TBV_t^2}\right)}} \quad (4)$$

Corsi 等^[19] 证明在不存在跳跃的条件下, 该统计量在 $n_t \rightarrow \infty$ 时, 渐进服从标准正态分布。当 C_TZ 统计量大于标准正态分布在显著水平 α 的临界值时(记为 Φ_α), 波动率跳跃被认为是显著的, 基于 C_TZ 统计量交易日 t 的显著的波动率跳跃可以由下式估计得到:

$$\hat{J}_{C_TZ,t} = I(C_TZ_t > \Phi_\alpha) \times (RV_t - C_TBV_t)^+ \quad (5)$$

其中 $I(\cdot)$ 为示性函数, $x^+ = \max(x, 0)$ 。

图 1 给出了由式(2)估计的中国股市的已实现波动率, 由 C_TMPV 和 C_TZ 统计量估计的中国股市已实现波动率的连续成分(由 $C_TC_t = RV_t - \hat{J}_{C_TZ,t}$ 估计得到)和跳跃成分(由式(5)得到)以及修正的已实现门阀二次幂变差的样本自相关函数图。

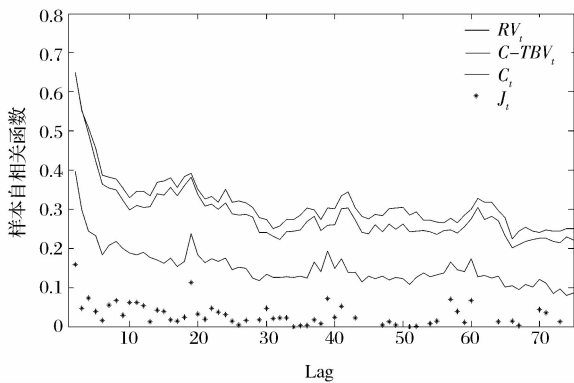


图 1 各变量的样本自相关函数图

由图 1 可以看出中国股市的修正的已实现门阀二次幂变差与已实现波动率的连续成分)的长记忆性比较接近,并且都大于已实现波动率的长记忆性,而已实现波动率的跳跃成分的长记忆性最弱。这些实证结论与 Forsberg 和 Ghysels^[20]的研究结论一致。

4 预测模型的设定和预测精度评价方法

4.1 HAR 族模型

为了研究跳跃条件下中国股市已实现波动率的长期和短期预测以及预测精度评价,我们进一步扩展了 Corsi 的 HAR 族模型^[2]。首先,按照 Andersen 等^[7], Forsberg 和 Ghysels^[20]的研究方法,构建下面形式的 AHAR-RV-V 模型:

$$RV_{t+1,t+h} = a_0 + a_d V_t + a_w V_{t-5,t} + a_m V_{t-22,t} + b_1 z_t + b_2 |z_t| + u_t \quad (6)$$

其中 $V_{t-h,t} = (V_t + V_{t-1} + V_{t-2} + \dots + V_{t-h}) / (h + 1)$ 表示持有期 h 内波动率的度量, $V = RV, C_TBV, C_TC, C_TBV$ 和 C_TC 分别是基于修正的已实现门阀多幂次变差估计得到的修正的已实现门阀二次幂变差和已实现已实现波动率的连续部分, z_t 表示标准收益率,即 $z_t = r_t / \sqrt{RV_t}$ 。Corsi^[2]指出这类模型能够以一种非常简约的模式来捕获已实现波动率的长记忆性。为了考虑跳跃对中国股市已实现波动率预测的影响,本文进一步将 HAR 模型扩展为 AHAR-RV-CJ 模型,其表达形式如下:

$$RV_{t+1,t+h} = a_0 + a_d C_TC_t + a_w C_TC_{t-5,t} + a_m C_TC_{t-22,t} + a_{dj} J_{C_TZ,t} + a_{wj} J_{C_TZ,t-5,t} + a_{mj} J_{C_TZ,t-22,t} + b_1 z_t + b_2 |z_t| + u_t \quad (7)$$

此外,在模型(7)中,我们还将使用基于修正的已实现门阀多幂次变差估计得到的修正的已实现门阀二次幂变差的滞后 $C_TBV_{t-5,t}$ 和 $C_TBV_{t-22,t}$ 作为滞后的已实现波动率的测量。由于波动率预测文

献中比较倾向于使用已实现波动率的平方根 \sqrt{RV} 和对数已实现波动率 $\ln RV_t$ 这两种形式,因此,本文除了考虑模型(6)和模型(7)外,还考虑下面的平方根和对数形式的 HAR 模型,分别记为 AHAR-RV^{1/2}-V 模型、AHAR- $\ln RV$ -V 模型、AHAR-RV^{1/2}-CJ 模型和 AHAR- $\ln RV$ -CJ 模型。

4.2 MIDAS 模型

已存在的文献大多数集中对波动率的向前一步预测,极少有文献涉及到波动率的多期预测,在考虑波动率的多步预测时,现存文献绝大多数都采用经典模型(GARCH 族模型和 SV 族模型)低频直接预测方法和基于向前一步预测的迭代多步预测法。然而,这两类方法都有各自的缺陷,经典模型低频直接预测方法有损失大量数据信息的缺陷,迭代多步预测有对模型误设极度敏感的缺陷。最近,Ghysels 等^[21-24]提出的能够直接允许变量可以在不同频率上抽样的混合数据抽样(MIDAS)的方法很好的解决上述的问题。MIDAS 回归是一类简约而灵活的时间序列模型,它允许时间序列回归方程的左右两边的变量可以按不同的频率进行抽样。该模型最为重要的特征是利用高频数据虽然增加了解释变量的滞后阶数,但估计的参数个数非常少,因此,在估计和预测具有长记忆性的波动率时特别有用。本文结合 Ghysels 等^[21,24], Forsberg 和 Ghysels^[20]以及 Corsi^[2]的 HAR 模型,构建了基于 Beta 函数的 MIDAS-RV-V 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型。MIDAS-RV-V 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型分别表述为:

$$RV_{t+1,t+h} = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=0}^{k=50} B(k, \theta_1, \theta_2) V_{t-k,t-k+1} + \epsilon_{t+1,t+h} \quad (8)$$

$$RV_{t+1,t+h} = \beta_0 + \beta_C \sum_{k=0}^{k=50} B_C(k, \theta_1, \theta_2) C_TC_{t-k,t-k+1} + \beta_J \sum_{k=0}^{k=50} B_J(k, \theta_1, \theta_2) J_{C_TZ,t-k,t-k+1} + \epsilon_{t+1,t+h} \quad (9)$$

$$B(k, \theta_1, \theta_2) = f(k/50; \theta_1, \theta_2) / \sum_{k=0}^{k=50} f(k/50, \theta_1, \theta_2)$$

$$f(x; \theta_1, \theta_2) = x^{\theta_1-1} (1-x)^{\theta_2-1} / \beta(\theta_1, \theta_2)$$

$$\beta(\theta_1, \theta_2) = \Gamma(\theta_1) \Gamma(\theta_2) / \Gamma(\theta_1 + \theta_2) \quad (10)$$

其中 $\Gamma(\theta) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{\theta-1} dx, V = RV, C_TBV, C_TC; B(k, \theta_1, \theta_2)$ 为只有两个参数 (θ_1 和 θ_2) 的 Beta 多项式,其最大的滞后期我们设定为 $k = 50$, 因 Beta 多项式基于 Beta 函数,确保了权重为正。另外我们设定在所有的 MIDAS 回归中 Beta 多项

式的参数 $\theta_1 \approx 1$ 且 $\theta_2 > 1$, 因为在此情形中, 权重缓慢下降^[22-23]。另外, 本文采用的度量期间 h 分别为 1 天、1 周、2 周、3 周和 1 个月。

类似于前文设定的 HAR 模型, 我们同样也考虑已实现波动率的平方根以及对数转换形式的 MIDAS 模型, 分别记为 MIDAS- $RV^{1/2}$ -V 模型、MIDAS- $\ln RV$ -V 模型、MIDAS- $RV^{1/2}$ -CJ 和 MIDAS- $\ln RV$ -CJ 模型。

4.3 波动率预测精度评价方法

Andersen 等^[7] 仅用调整的 R^2 评价比较不同波动率预测模型的预测精度, 而 Forsberg 和 Ghysels^[20] 建议需额外考虑均方误 (Mean Squared Error, MSE)。其原因有两个: 首先, Patton^[25] 的研究发现 MSE 对于波动率的代理变量来说是一个稳健的损失函数; 另外, 对于已实现波动率的各种转换 (如 \sqrt{RV} , $\ln RV$), 不同的被解释变量与不同的解释变量回归的调整的 R^2 不具有可比性。因此, 本文针对已实现波动率的不同转换形式对样本内预测值也进行类似的相应转换, 运用这种方法, 可以评价和比较解释变量具有不同转换形式的各种模型的样本内和样本外预测能力。此外, 为了评价和检验两个不同模型的损失函数的平均差异, 我们运用修正的 Diebold-Mariano (DM) 检验和最近发展起来的 SPA 检验来检验模型的预测精度用以评价各个模型的样本外预测能力。在本文的实证研究中, 我们运用调整的 R^2 和 MSE 评价和比较 HAR 族模型和 MIDAS 族模型的样本内预测能力, 运用 MSE、修正的 DM 检验以及 SPA 检验评价和比较 HAR 族模型和 MIDAS 族模型的样本外预测能力, 运用 MSE 和 SPA 检验评价和比较基于高频数据的跳跃模型 (AHAR- RV -CJ 模型和 MIDAS- RV -CJ 模型) 与基于低频数据的跳跃模型 (Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型以及 SV-IJ 模型) 的样本外预测能力。

最新发展起来的 SPA 检验克服了其他检验方法得到的预测模型预测能力优劣结论无法推广到其他损失函数以及外推到其他数据样本的缺陷, 因此, 具有更加优异的模型优劣识别能力, 评价和比较波动率预测模型预测能力的结论更加稳健。SPA 检验的具体过程如下:

首先, 设定 SPA 检验的基础模型为 M_0 , 分别计算各类波动率预测模型的“相对损失函数值”, 可以表述为:

$$d_{k,m} = L_{i,0,m} - L_{i,k,m} \tag{11}$$

然后, 设定 SPA 检验的零假设 H_0 : 相对于其他模型 $M_k (k = 1, 2, \dots, J)$, 基础模型 M_0 是预测能力最好的模型。假设 $d_m = (d_{1,m}, d_{2,m}, \dots, d_{J,m})'$, 令 $u \equiv E(d_m)$, 则零假设 H_0 可以表述为:

$$H_0: u \leq 0 \tag{12}$$

Hansen 和 Lunde^[26] 的研究表明, 上述零假设 H_0 可以由下式所示的检验统计量检验:

$$T_M^{SPA} = \max \left[\max_{k=1,2,\dots,J} \frac{M^{1/2} \bar{d}_k}{\bar{\omega}_k}, 0 \right] \tag{13}$$

其中, M 表示预测值的个数, $\bar{d}_k = M^{-1} \sum_{m=H+1}^{H+M} d_{k,m}$, $\bar{\omega}_k^2 = \text{var}(M^{1/2} \bar{d}_k)$

最后, 为增强检验统计量的模型判别能力以及检验结论的稳健性, 参照 Hansen 和 Lunde^[26] 的建议, 本文采用“自举法 (Bootstrap)”来获得该检验统计量的分布状况及其 p 值。在本文的实证研究中, 将运用 Bootstrap 模拟 10000 次得到 SPA 检验的 p 值, p 值越大, 说明零假设 H_0 越不能拒绝, 表明基础模型 M_0 的预测性能越好。

5 实证分析

5.1 HAR 族模型与 MIDAS 族模型的样本内预测精度评价与比较

本部分主要实证评价和比较新构建的已实现波动率的 HAR 族模型与 MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本内拟合精度。表 2 给出了 AHAR- RV - RV 模型和 MIDAS- RV - RV 的估计结果。从表 2 的 A 部分我们可以看出, 从平均上来说, a_d 、 a_w 和 a_m 的估计值能推断出我国股市已实现波动率存在较强的长记忆性。另外, a_d 和 a_w 的估计值随着预测时域的加长不断减小, 而 a_m 的估计值随着预测时域的加长不断增大 (a_d 由一天的 0.255 减小到一个月的 0.16, a_w 由一天的 0.1239 减小到一个月的 0.0745, 而 a_m 由一天的 0.3854 增大到一个月的 0.4739), 相对来说, 预测时域越长, a_m 的估计值的重要性越大。表 2 的 B 部分给出了 MIDAS- RV - RV 的估计结果, 由估计结果可以看出, β_1 的估计值在所有的预测时域上都显著为正, 意味着滞后的波动率成分的影响未来的波动率预测。 θ_1 和 θ_2 的估计值确定 Beta 滞后算子的形状。最后, 表 2 的 B 部分还给出了滞后 1 天、滞后 2-5 天、滞后 6-20 天以及滞后 21-50 天的加权系数的估计值, 这些加权系数估计值之和为 1。

表 2 AHAR-RV-RV 模型和 MIDAS-RV-RV 模型的样本内估计结果

	预测时域 (Prediction Horizons)				
	1 天	1 周	2 周	3 周	1 个月
表格 A: AHAR-RV-RV 模型					
a_0	0.0001*** (4.2453)	0.0008*** (4.0561)	0.0013*** (4.6588)	0.0024*** (4.6845)	0.0031*** (4.7011)
a_d	0.2550* (2.9134)	0.2024*** (2.1704)	0.1844** (2.1646)	0.1635** (2.0812)	0.1600** (2.0800)
a_w	0.1239** (2.0434)	0.1146** (1.8773)	0.1011* (1.8910)	0.0897 (2.0012)	0.0745 (2.1033)
a_m	0.3854*** (5.0935)	0.4102*** (5.1791)	0.4229*** (5.2033)	0.4526*** (5.1338)	0.4739*** (5.1678)
R^2	0.213	0.404	0.416	0.421	0.427
MSE	5.004	2.157	1.877	1.464	1.282
表格 B: MIDAS-RV-RV 模型					
β_0	0.0002*** (4.3331)	0.0010*** (4.0020)	0.0008*** (3.8791)	0.0017*** (3.6577)	0.0024*** (3.6015)
β_1	0.8140*** (0.0431)	0.7734*** (0.0276)	0.8293*** (0.0254)	0.8138*** (0.0236)	0.8010*** (0.0213)
θ_1	0.9641*** (0.0083)	0.9711*** (0.0054)	0.9365*** (0.0040)	0.9422*** (0.0043)	0.9491*** (0.0042)
θ_2	6.1510*** (1.2414)	4.6346*** (0.5462)	1.0082*** (0.0325)	1.0054*** (0.0248)	1.0314*** (0.0462)
1 天	0.307	0.211	0.162	0.135	0.114
2~5 天	0.295	0.268	0.077	0.082	0.084
6~20 天	0.367	0.446	0.269	0.276	0.287
21~50 天	0.038	0.089	0.508	0.525	0.534
R^2	0.214	0.401	0.453	0.482	0.503
MSE	5.068	2.159	1.873	1.384	1.153

注: (1) 表格给出了已实现波动率 RV 在 1 天至 1 个月的样本内预测的调整 R^2 和 MSE。圆括号给出了对应的标准误, 均基于 Newey-West HAC 标准误。表格中所有模型的解释变量均为 RV; (2) *** 表示在 1% 水平上显著, ** 表示在 5% 水平上显著, * 表示在 10% 水平上显著。

表 3 的 A 部分给出了基于不同解释变量的 HAR 模型对我国股市已实现波动率 $RV_{t+1,t+h}$ 的样本内预测评价结果。表 3 的前 4 列给出了每个预测模型的调整 R^2 , 后 4 列给出了每个预测模型 MSE。从表 3 的 A 部分给出的评价结果可以得到: (1) 在所有的预测时域上, 以基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分为解释变量的 AHAR-RV-CJ 模型有最高的调整 R^2 , 范围由在预测时域为 1 天的 0.245 到预测时域为 1 个月的 0.475。由 MSE 评价结果同样可以看出, 在所有的预测时域上, 以基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分为解释变量的 AHAR-RV-CJ 模型相对于其他模型来说, 样本内预测精度是最高的 (即 MSE 是最小的), 范围由在预测时域为 1 天的 4.892 到预测时域为 1 个月的 1.125。(2) 对于所有 HAR 模型来说, 随着预测时域的增加, 得到的 MSE 都相应的减小。(3) 比较 AHAR-RV-C_TC 模型和 AHAR-RV-CJ 模型的回归结果, 我们发现以基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的连续成分作为解释变量与以基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分都作为解释变量分别得到的调整 R^2 和 MSE 差异较大, 在

所有的预测时域上, 当 AHAR-RV-C_TC 模型中加入基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分时, 调整 R^2 趋于增大, MSE 趋于减小, 这说明基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分确实有助于预测我国股市未来的波动率, 这一结论与前文 5.3 节得到的结论是一致的。

表 3 的 B 和 C 部分给出了 HAR 模型的平方根以及对数转换形式模型对我国股市已实现波动率的样本内预测评价结果。由 B 和 C 部分的评价结果, 我们发现无论是平方根形式的模型还是对数形式的模型: (1) 在所有的预测时域上, 以基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分为解释变量的 AHAR-RV^{1/2}-CJ 模型和 AHAR-lnRV-CJ 模型相对于其他模型来说, 样本内预测精度是最高的模型, 即回归得到的调整 R^2 最大, MSE 最小。(2) 随着预测时域的增加, 得到的 MSE 都相应的减小。(3) 在所有的预测时域上, 当 AHAR-RV^{1/2}-C_TC 模型和 AHAR-lnRV-C_TC 模型中加入基于修正的已实现门阈多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分时, 调整 R^2 趋于增大, MSE 趋于减小。这与 A 部分的结论一致。此外, 通过纵向比较不同转换形式的 HAR 模型对我国股市已实现波动率的样本内

表 3 HAR 族模型和 MIDAS 族模型的样本内预测评价结果

预测时域	R^2				MSE			
HAR 族模型								
表格 A: AHAR- RV-	RV	C_{TBV}	C_{TC}	CJ	RV	C_{TBV}	C_{TC}	CJ
1 天	0.213	0.217	0.218	0.245	5.004	5.193	5.183	4.892
1 周	0.312	0.315	0.421	0.489	2.157	2.148	2.104	1.897
2 周	0.317	0.322	0.424	0.482	1.877	1.815	1.803	1.716
3 周	0.320	0.324	0.436	0.488	1.464	1.332	1.321	1.285
1 个月	0.312	0.326	0.440	0.479	1.282	1.164	1.153	1.125
表格 B: AHAR- $RV^{1/2}$ -								
	$RV^{1/2}$	$C_{TBV}^{1/2}$	$C_{TC}^{1/2}$	$CJ^{1/2}$	$RV^{1/2}$	$C_{TBV}^{1/2}$	$C_{TC}^{1/2}$	$CJ^{1/2}$
1 天	0.490	0.488	0.455	0.517	5.029	5.220	5.218	5.095
1 周	0.523	0.524	0.610	0.624	2.055	2.159	2.154	1.983
2 周	0.521	0.542	0.536	0.644	1.762	1.796	1.794	1.732
3 周	0.528	0.542	0.615	0.640	1.338	1.264	1.302	1.275
1 个月	0.520	0.547	0.603	0.622	1.169	1.084	1.126	1.108
表格 C: AHAR- ln RV-								
	lnRV	ln C_{TBV}	ln C_{TC}	lnCJ	lnRV	ln C_{TBV}	ln C_{TC}	lnCJ
1 天	0.545	0.569	0.572	0.624	5.201	5.327	5.339	5.269
1 周	0.601	0.614	0.615	0.711	1.894	1.924	1.925	1.801
2 周	0.622	0.640	0.701	0.712	1.776	1.825	1.833	1.790
3 周	0.618	0.643	0.640	0.714	1.315	1.311	1.320	1.304
1 个月	0.611	0.632	0.634	0.712	1.135	1.121	1.116	1.106
MIDAS 族模型								
表格 D: MIDAS- RV-	RV	C_{TBV}	C_{TC}	CJ	RV	C_{TBV}	C_{TC}	CJ
1 天	0.214	0.206	0.208	0.256	5.068	5.241	5.236	4.957
1 周	0.314	0.334	0.401	0.489	2.159	2.140	2.104	1.841
2 周	0.356	0.364	0.411	0.488	1.877	1.823	1.817	1.735
3 周	0.382	0.380	0.415	0.492	1.384	1.352	1.346	1.313
1 个月	0.412	0.416	0.420	0.523	1.153	1.166	1.152	1.135
表格 E: MIDAS- $RV^{1/2}$ -								
	$RV^{1/2}$	$C_{TBV}^{1/2}$	$C_{TC}^{1/2}$	$CJ^{1/2}$	$RV^{1/2}$	$C_{TBV}^{1/2}$	$C_{TC}^{1/2}$	$CJ^{1/2}$
1 天	0.486	0.480	0.452	0.515	5.090	5.263	5.265	5.146
1 周	0.524	0.526	0.614	0.623	2.052	2.150	2.149	2.083
2 周	0.523	0.544	0.538	0.645	1.773	1.802	1.805	1.737
3 周	0.526	0.540	0.610	0.635	1.384	1.352	1.346	1.313
1 个月	0.521	0.539	0.601	0.619	1.153	1.166	1.152	1.135
表格 F: MIDAS- ln RV-								
	lnRV	ln C_{TBV}	ln C_{TC}	lnCJ	lnRV	ln C_{TBV}	ln C_{TC}	lnCJ
1 天	0.541	0.562	0.569	0.610	5.240	5.370	5.384	5.312
1 周	0.597	0.611	0.609	0.708	1.899	1.928	1.920	1.814
2 周	0.622	0.633	0.701	0.712	1.785	1.835	1.841	1.804
3 周	0.615	0.643	0.640	0.718	1.326	1.324	1.336	1.319
1 个月	0.625	0.629	0.637	0.722	1.132	1.122	1.131	1.105

预测评价结果,我们还发现,对于调整 R^2 来说,在所有预测时域上,对数形式的 AHAR-lnRV-CJ 模型的预测精度最高(即调整 R^2 最大),而对于 MSE 来说,水平形式的 AHAR- RV-CJ 模型能提供最好的波动率预测值(即 MSE 最小)。

表 3 的 D-F 部分给出了基于不同解释变量的 MIDAS 族模型对我国股市已实现波动率的样本内预测评价结果。我们发现这些评价结果与前文 HAR 模型回归结果大致是相同的,总的来说,以基于修正的已实现门阔多寡次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分为解释变量的 MI-

DAS 模型得到的调整 R^2 最大,MSE 最小。对于平方根形式和对数形式的 MIDAS 模型,也能得到类似的结论。另外,通过比较 HAR 模型和 MIDAS 模型的样本内预测评价结果,发现具有相同的回归元的 HAR 模型和 MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本内预测精度相差不大。

5.2 HAR 族模型与 MIDAS 族模型的样本外预测精度评价与比较

本部分主要实证评价和比较新构建的已实现波动率的 HAR 族模型与 MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本外预测精度。为了得到预测模型

的样本外预测值,本文将上证综指 2000 年 1 月 4 日到 2005 年 12 月 30 日共 1380 个交易日的观察数据设定为估计样本来估计各个每个 HAR 模型和 MIDAS 模型,而样本外预测区间为 2006 年 1 月 4 日到 2008 年 12 月 31 日。

各类 HAR 模型和 MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本外预测评价结果由表 4 给出。表 4 的 A 部分给出了各个预测模型的样本外预测的 MSE。从 A 部分的实证结果可以发现,无论是在短期(1 天)还是中长期(1 周-1 个月),基于修正的已实现门阀多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分同时作为解释变量的 AHAR-*RV-CJ* 模型和 MIDAS-*RV-CJ* 模型对我国股市已实现波动率的样本外预测精度也是最高的。以 *RV* 为解释变量的 AHAR-*RV-RV* 模型和 MIDAS-*RV-RV* 模型分别作为各类 HAR 模型和各类 MIDAS 模型的基准模型,得到的修正 DM 检验的 ρ 值和 SPA 检验的 ρ 值分别由表 4 的 B 部分和 C 部分给出。由修正 DM 检验结果和 SPA 检验结果,我们可以得到:无论是在短期还是中长期, AHAR-*RV-V* 模型(*V* 表示除 *RV* 以外的其他回归元)对我国股市已实现波动率的预测在 1% 的显著水平下比基准模型 AHAR-*RV-RV* 模型的预测精度高, MIDAS-*RV-V* 模型对我国股市已实现波动率的预测在 1% 的显著水平下比基准模型 MIDAS-*RV-RV* 模型的预测精度高。

通过比较具有相同回归元的 HAR 模型和 MIDAS 模型样本外预测的 MSE 值我们还可以发现,在短期, HAR 模型同 MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本外预测的 MSE 非常接近(见表格 4 的 A 部分第一行的值),然而,在中长期, MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本外预测的 MSE 明显比具有相同回归元的 HAR 模型的 MSE 要小,这说明在中长期具有相同回归元的 MIDAS 模型对我国股市已实现波动率的样本外预测精度要高于 HAR 模型。

5.3 各类跳跃模型的样本外预测能力比较

本部分旨在比较新构建的基于高频数据的 AHAR-*RV-CJ* 模型和 MIDAS-*RV-CJ* 模型与基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-*CJ* 模型和 SV-*IJ* 模型对我国股市波动率的样本外预测能力。经典的 Jump-GARCH 模型由 Maheu 和 McCurdy^[27] 提出,该模型将波动率过程分解为两部分,一部分是 GARCH 过程,一部分是离散的跳跃过程,他们的研究表明 Jump-GARCH 模型对波动率的预测能力强于 GJR-GARCH 模型。SV-*CJ* 模型和 SV-*IJ* 模型由 Duffie 等^[28] 提出,模型允许收益率与波动率都发生跳跃,其中 SV-*CJ* 模型限定收益率与波动率同时发生跳跃行为,而在 SV-*IJ* 模型中,收益率与波动率的跳跃行为相互独立。Eraker 等^[29] 的研究表明 SV-*CJ* 模型和 SV-*IJ* 模型相对于 SV 模型来说能更有效地吻合样本数据。为了获得 Jump-

表 4 HAR 族模型和 MIDAS 族模型的样本外预测精度评价结果

预测时域		MSE							
		AHAR- <i>RV</i> -				MIDAS- <i>RV</i> -			
		<i>RV</i>	<i>C_TBV</i>	<i>C_TC</i>	<i>CJ</i>	<i>RV</i>	<i>C_TBV</i>	<i>C_TC</i>	<i>CJ</i>
表格 A									
1 天		0.816	0.804	0.805	0.781	0.824	0.810	0.809	0.779
1 周		0.486	0.414	0.407	0.363	0.466	0.392	0.398	0.350
2 周		0.449	0.410	0.406	0.362	0.441	0.397	0.390	0.351
3 周		0.490	0.421	0.424	0.395	0.445	0.402	0.405	0.372
1 个月		0.508	0.437	0.420	0.412	0.457	0.417	0.414	0.386
表格 B		修正 DM 检验的 ρ 值							
1 天		--	0.000	0.006	0.000	--	0.000	0.002	0.000
1 周		--	0.000	0.000	0.000	--	0.000	0.000	0.000
2 周		--	0.000	0.002	0.000	--	0.000	0.000	0.000
3 周		--	0.000	0.001	0.000	--	0.000	0.000	0.000
1 个月		--	0.003	0.002	0.000	--	0.001	0.000	0.000
表格 C		SPA 检验的 ρ 值							
1 天		--	0.006	0.004	0.000	--	0.000	0.003	0.000
1 周		--	0.004	0.000	0.000	--	0.001	0.002	0.000
2 周		--	0.008	0.003	0.000	--	0.002	0.005	0.000
3 周		--	0.002	0.001	0.000	--	0.000	0.005	0.000
1 个月		--	0.001	0.002	0.000	--	0.003	0.006	0.000

表 5 各类跳跃模型的样本外预测精度评价结果

预测时域	基础模型 M_0				
	Jump-GARCH	SV-CJ	SV-IJ	AHAR-RV-CJ	MIDAS-RV-CJ
表格 A	MSE				
1 天	0.812	0.804	0.823	0.781	0.779
1 周	0.574	0.584	0.576	0.363	0.350
2 周	0.581	0.589	0.580	0.362	0.351
3 周	0.590	0.594	0.581	0.395	0.372
1 个月	0.614	0.609	0.617	0.412	0.386
表格 B	SPA 检验的 p 值				
1 天	0.177	0.175	0.121	0.544	0.924
1 周	0.002	0.004	0.001	0.374	0.874
2 周	0.000	0.000	0.000	0.127	0.881
3 周	0.000	0.000	0.000	0.138	0.967
1 个月	0.000	0.000	0.000	0.101	1.000

GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型的样本外预测值,本文将上证综指 2000 年 1 月 4 日到 2005 年 12 月 30 日共 1380 个交易日的低频数据(每日的收盘价)设定为估计样本来估计这三类模型,Jump-GARCH 模型采用 QMLE 进行估计,而 SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型采用 MCMC 方法进行估计,设定样本外预测区间为 2006 年 1 月 4 日到 2008 年 12 月 31 日,将这一区间上的已实现波动率估计值(见式(2))作为市场波动率的代理变量,并运用 MSE 和 SPA 检验评价和比较这些跳跃模型对我国股市波动率的样本外预测能力。

表 5 给出了 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型、SV-IJ 模型、AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型对我国股市波动率的样本外预测评价结果。表 5 的 A 部分给出了各类跳跃模型的样本外预测的 MSE。从 A 部分的实证结果可以发现,基于高频数据的 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型对我国股市波动率的样本外预测精度比基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型高,尤其是在中长期预测时域上。这一结论与 Andersen 等^[1]的研究结论基本一致,他们的研究表明,基于高频数据的波动率模型由于较充分的利用了日内交易信息,对波动率的样本外预测精度一般会比基于低频数据的 GARCH 模型和 SV 模型高。以各类跳跃模型分别作为基准模型,得到的 SPA 检验的 p 值由表 5 的 C 部分给出。由 SPA 检验结果可知:以 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型、SV-IJ 模型分别作为基础模型得到的 SPA 检验的 p 值仅在预测时域为 1 天时大于 0.1,在其他更长的预测时域上,其检验的 p 值均小于 0.1,并且都十分接近于 0,即在 10% 的显著水平下,在中长期,拒绝 SPA 检验的零假设:基础模型 M_0 是预测能

力最好的模型。然而,以 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型分别作为基础模型得到的 SPA 检验的 p 值在所有预测时域上均大于 0.1,尤其是 MIDAS-RV-CJ 模型在预测时域为一个月时,得到的 p 值等于 1,说明当预测时域为 1 天时,基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型对我国股市波动的样本外预测能力与基于高频数据的 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型大致相当,而当预测时域为 1 周-1 月时,基于高频数据的 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型的样本外预测能力比基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型好,特别是 MIDAS-RV-CJ 模型在中长期的预测时域上对波动率的样本外预测能力显著优于其他模型。

6 结语

本文运用修正的已实现门阀多次幂变差估计出中国股市已实现波动率的连续成分和跳跃成分,在此基础上构建了考虑跳跃的 HAR 模型,并运用混合数据抽样的方法将 HAR 模型进一步扩展为已实现波动率的直接多步预测模型来对中国股市的已实现波动率进行短期和长期的预测,此外,本文还运用多种波动率预测精度评价方法评价和比较了各种波动率预测模型的样本内和样本外预测能力。

实证结果表明:(1)不管是在短期(1 天)还是在长期(1 周-1 个月),以基于修正的已实现门阀多幂次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分为解释变量的 MIDAS 模型和 HAR 模型(包括水平模型、平方根形式和对数形式的模型)在样本内得到的调整 R^2 最大,MSE 最小,即在所有的 HAR 类和 MIDAS 类模型中,加入修正的已实现门

阔多寡次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分的 HAR 模型和 MIDAS 模型的样本内预测精度是最高的。并且,具有相同的回归元的 HAR 模型和 MIDAS 模型来预测我国股市已实现波动率的样本内预测精度相差不大。(2)无论是在短期(1天)还是中长期(1周-1个月),基于修正的已实现门阔多寡次变差估计的我国已实现波动率的跳跃成分和连续成分同时作为回归元的 HAR 模型和 MIDAS 模型来预测我国股市已实现波动率的样本外预测精度也是最高的;另外,在短期,具有相同回归元的 HAR 模型和 MIDAS 模型预测我国股市已实现波动率的样本外预测精度非常接近;然而,在中长期,具有相同回归元的 MIDAS 模型预测我国股市已实现波动率的样本外预测精度要高于 HAR 模型。(3)在短期,基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型对波动率的样本外预测能力与基于高频数据的 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型大致相当,在中长期,基于高频数据的 AHAR-RV-CJ 模型和 MIDAS-RV-CJ 模型的样本外预测能力比基于低频数据的 Jump-GARCH 模型、SV-CJ 模型和 SV-IJ 模型好。

参考文献:

[1] Andersen T G, Bollerslev T, Diebold F X, et. al. Modeling and forecasting realized volatility [J]. *Econometrica*, 2003, 71(2): 579-625.

[2] Corsi F. A simple approximate long memory model of realized volatility [J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2009, 7(2): 174-196.

[3] 徐正国,张世英. 调整“已实现”波动率与 GARCH 及 SV 模型对波动的预测能力的比较研究 [J]. *系统工程*, 2004, 22(8): 60-63.

[4] 郭名媛,张世英. 赋权已实现波动及其长记忆、最优抽样频率选择 [J]. *系统工程学报*, 2006, 21(6): 568-573.

[5] 魏宇,余怒涛. 中国股票市场的波动率预测模型及其 SPA 检验 [J]. *金融研究*, 2007, 28(7): 138-150.

[6] 魏宇. 中国股票市场的最优波动率预测模型研究 [J]. *管理学报*, 2010, 7(6): 936-942.

[7] Andersen T G, Bollerslev T, Diebold F X. Roughing it up: Including jump components in the measurement, modeling, and forecasting of return volatility [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2007, 89(4): 701-720.

[8] Giot P, Laurent S. The information content of implied volatility in the light of the jump/continuous decomposi-

tion of realized volatility [J]. *Journal of Future Markets*, 2007, 27(3): 337-359.

[9] 王春峰,姚宁,房振明,等. 中国股市已实现波动率的跳跃行为研究 [J]. *系统工程*, 2008, 26(2): 1-6.

[10] Shalen C T. Volume, volatility and dispersion of beliefs [J]. *Review of Financial Studies*, 1993, 6(2): 405-434.

[11] Wang Jiang. A model of competitive stock trading volume [J]. *Journal of Political Economy*, 1994, 102(1): 127-168.

[12] Buraschi A, Trojani F, Vedolin A. The joint behavior of credit spreads, stock options and equity returns when investors disagree [R]. Working Paper, Imperial College, 2007.

[13] 杨科,陈浪南. 跳跃对中国股市波动率预测的影响研究 [J]. *山西财经大学学报*, 2010, 32(8): 39-48.

[14] Hansen P R, Lunde A. Realized variance and market microstructure noise [J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2006, 24(2): 127-218.

[15] Barndor-Nielsen O E, Shephard N. Realized power variation and stochastic volatility [J]. *Bernoulli*, 2003, 9(2): 243-265.

[16] Barndor-Nielsen O E, Shephard N. Econometric analysis of realised covariation: high frequency covariance, regression and correlation in financial economics [J]. *Econometrica*, 2004, 72(3): 885-925.

[17] Barndor-Nielsen O E, Shephard N. Impact of jumps on returns and realized variances: econometric analysis of time-deformed levy process [J]. *Journal of Econometrics*, 2006, 131(1): 217-252.

[18] Huang Xin, Tauchen G. The relative contribution of jumps to total price variance [J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2005, 3(4): 456-499.

[19] Corsi F, Pirino D, Reno R. Threshold bipower variation and the impact of jumps on volatility forecasting [J]. *Journal of Econometrics*, 2010, 159(2): 276-288.

[20] Forsberg L, Ghysels, E. Why do absolute returns predict volatility so well? [J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2007, 5(1): 31-67.

[21] Ghysels E, Valkanov R. Linear time-series processes with mixed data sampling and MIDAS regression models [R]. Discussion paper, UNC and UCSD, 2006.

[22] Ghysels E, Santa-Clara P, Valkanov R. Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies [J]. *Journal of Econometrics*, 2006b, 131(1): 59-95.

[23] Ghysels E., Santa-Clara P, Valkanov R. MIDAS re-

- gressions: further results and new directions [J]. *Econometric Reviews*, 2007, 26(1): 53—90.
- [24] Ghysels E, Santa-Clara P, Valkanov R. The MIDAS touch: mixed data sampling regression models [R]. Discussion paper, UNC and UCLA, 2010.
- [25] Potton A J. Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies [J]. *Journal of Econometrics*, 2011, 160(1): 246—256.
- [26] 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.
- [27] Mabeu J M, Mc Curdy H. New arrival, jump dynamics and volatility components for individual stock returns [J]. *Journal of Finance*, 2004, 59(2): 755—793.
- [28] Duffie D, Pan J, Singleton K. Transform analysis and asset pricing for affine jump-diffusions [J]. *Econometrica*, 2000, 68(6): 1343—1376.
- [29] Eraker B, Johannes M S, Polson N G. The impact of jumps in volatility and return [J]. *Journal of Finance*, 2003, 58(3): 1269—1300.

Jump Estimation, Stock Market Volatility Forecasting and Prediction Accuracy Evaluation

YANG Ke¹, TIAN Feng-ping², LIN Hong³

(1. College of Economics & Management, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

2. International Business School, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

3. Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320, China)

Abstract: Based on the theory of corrected realized threshold multipower variation (C_TMPV), the jump components of the realized volatility are estimated, and two newly developed realized volatility model allowing for jump, the AHAR-RV-CJ model and MIDAS-RV-CJ model, are proposed to predict realized volatility of Chinese Stock Markets. The forecast accuracies of several volatility models are also evaluated and compared. Our findings demonstrate that the jump components of the realized volatility estimated by C_TMPV have positive and significant impacts on daily, weekly and monthly volatility prediction, and the AHAR-RV-CJ model and MIDAS-RV-CJ models with the continuous and jump components of the volatility are the best models for future volatility prediction in different prediction horizons. These results hold up for both the in-sample and out-of-sample forecasts, especially the logarithmic models. It is also found that the out-of-sample forecasting performance of MIDAS model is better than HAR model with the same regressor and the out-of-sample predictive power of AHAR-RV-CJ and MIDAS-RV-CJ models is better than Jump-GARCH, SV-CJ and SV-IJ models in the medium and long prediction horizons.

Key words: volatility forecasting; realized volatility; C_TMPV; MIDAS model; SPA test