

人民币汇率的半参数预测模型

蔡宗武^{1,2,3,4}, 陈琳娜², 方颖^{2,3,4}

(1. 美国北卡罗来纳大学夏洛特校区 数学与统计系, 夏洛特; 2. 厦门大学 王亚南经济研究院, 厦门 361005;
3. 厦门大学 计量经济学教育部重点实验室, 厦门 361005; 4. 厦门大学 福建省统计科学重点实验室, 厦门 361005)

摘要 利用从 2006 年 1 月 4 日到 2008 年 7 月 18 日人民币对美元汇率中间价的日均数据, 同时运用非参数函数系数模型和 GARCH 模型来分析人民币对美元汇率收益率与波动率的非线性时间序列特征. 实证结果表明, 半参数组合模型具有较好的拟合以及预测效果, 而且汇率管制政策变动的虚拟变量的估计系数显著不为 0. 跨度为 50 天的样本外预测显示: 96% 的收益率真实值都落在 2.5% 以及 97.5% 的非参数分位数回归预测线区间之内; 参数 GARCH(1,1) 模型拟合的波动率所显示出的汇率震荡与实际情况一致.

关键词 汇率; GARCH 模型; 函数系数模型; 非参数分位数回归

Semi-parametric forecasting model for USD/CNY exchange rate

CAI Zong-wu^{1,2,3,4}, CHEN Lin-na², FANG Ying^{2,3,4}

(1. Department of Mathematics & Statistics, University of North Carolina at Charlotte, Charlotte, NC 28223, USA;
2. Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China;
3. China Ministry of Education (MOE) Key Laboratory of Econometrics at Xiamen University, Xiamen 361005, China;
4. Fujian Key Laboratory of Statistical Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract Using the daily USD/CNY exchange rate time series data from January 4th, 2006 to July 18th, 2008, this paper proposes a semi-parametric approach to model the conditional mean and conditional volatility simultaneously. A nonparametric functional-coefficient model is employed to estimate the conditional mean, and a GARCH-type model with a policy change dummy is adopted to describe the dynamics of the conditional volatility. Moreover, the corresponding policies play a significant role on both mean and volatility. Finally, a nonparametric quantile regression estimation is applied to compute prediction intervals. The empirical results demonstrate that the proposed semi-parametric model has good performance in terms of in-sample goodness of fit and out-of-sample forecasts.

Keywords exchange rate; GARCH model; functional-coefficient model; nonparametric quantile regression model

1 引言

汇率不仅是重要的经济金融指标, 更是国际经济金融健康有序发展的重要纽带. 汇率的走势对国际贸易、国际资金流动和国际资产组合管理都具有重要影响. 而人民币对美元汇率在中国经济金融的发展中扮演着及其重要的角色. 近年来, 人民币对美元汇率呈现较大波动, 这不仅是中国经济增长的结果, 更是中国逐步融入全球经济和金融体系的结果. 巴拉萨 - 萨缪尔森效应从生产率角度指出经济增长能够促使汇率升值. 卢锋和韩晓亚^[1]利用截面数据以及时间序列数据分析巴拉萨 - 萨缪尔森效应, 结果说明在较高收入阶段存在显著的巴拉萨 - 萨缪尔森效应. 然而, 人民币对美元汇率制度的变化在人民币汇率升值方面也起着至关重要的作用, 汇率制度的改革使长期贬值的人民币汇率有了逐步上升的空间.

在过去短短的几年中, 中国汇率制度经历了一次改革、两次调整, 分别是汇率形成机制的改革, 定价机制

收稿日期: 2010-03-22

资助项目: 国家自然科学基金 (70971113); 教育部长江学者奖励计划

作者简介: 蔡宗武 (1960-) 男, 博士, 教授, 研究方向: 计量经济学、金融计量学; 陈琳娜 (1984-) 女, 博士研究生; 方颖 (1973-), 通讯作者, 男, 博士, 副教授, 研究方向: 计量经济学与应用计量经济学, E-mail: yifst1@gmail.com.

的转变以及浮动幅度的扩大。自 2005 年 7 月 21 日起,我国开始实行以市场供求为基础、参考一篮子货币进行调节、有管理的浮动汇率制度。2005 年 7 月 21 日 19:00 时,美元对人民币交易价格从 1 美元兑 8.2765 元人民币调整为 1 美元兑 8.11 元人民币,人民币对美元即日升值 2%。自 2006 年 1 月 4 日起,中国人民银行授权中国外汇交易中心于每个工作日上午 9 时 15 分对外公布当日人民币对美元、欧元、日元和港币汇率中间价,作为当日银行间即期外汇市场(含 OTC 方式和撮合方式)以及银行柜台交易汇率的中间价。自 2007 年 5 月 21 日起将银行间即期外汇市场人民币对美元交易价日浮动幅度由千分之三扩大至千分之五。经过这一次改革、两次调整,人民币对美元汇率在平稳波动、逐渐上浮的同时,变动幅度逐步加大,波动率和收益率呈现出明显的非线性特征。

Franses 和 Dijk^[2] 认为非线性模型能更准确的描述以及预测收益率和波动率的动态性,同时提出了非线性收益率序列通常具有的四个特征:厚尾,即极端收益率发生概率较大;聚类,即极端收益率具有聚集性;非对称,即负的极端收益率发生概率比正的极端收益率高;负相关,即高波动率周期出现在负的极端收益率之后。

90 年代以来,有许多国内外学者利用参数模型以及非参数模型对实际汇率以及名义汇率的非线性特征进行了研究。Michael、Nobay 和 Peel^[3] 利用非线性的平滑转换自回归(STAR)模型研究了 1980 年第一季度至 1996 年第四季度英镑对美元、法郎、马克的实际汇率,通过检验,这些汇率数据拒绝了线性假设,接受了非线性的指数平滑转换自回归(ESTAR)模型。Sarantis^[4] 利用 STAR 模型研究了 1980 年第一季度至 1996 年第四季度 10 个主要工业国家的实际汇率数据,其中只有荷兰以及瑞士接受了线性假设,其他 8 个国家都接受了非线性 STAR 模型,且 STAR 模型的预测能力好于随机游走模型。谢赤、戴克维和刘潭秋^[5] 利用 STAR 模型来研究 1980 年 1 月至 1998 年 12 月人民币对美元实际汇率的动态行为,结果表明人民币实际汇率具有明显的非线性运动,且逻辑平滑转换自回归(LSTAR)模型能很好地描述人民币实际汇率的行为。刘潭秋^[6] 利用不同的线性和非线性一元时间序列模型研究了 1994 年 1 月至 2005 年 6 月人民币对美元实际汇率,结果表明非线性的自我激励阈值自回归模型(SETAR)和平滑转换自回归模型对人民币实际汇率历史数据有很好的拟合效果,且人民币实际汇率具有显著的非线性特征。刘柏和赵振全^[7] 利用 STAR 模型来研究 1996 年 1 月至 2008 年 3 月人民币对美元实际汇率的动态行为,结果表明,中国实际汇率走势是非线性的并体现了非对称性。纵观上述,其非线性模型均为非线性参数模型。

由于传统的非线性参数模型容易造成模型设定误差,因此,并不能很好地描述汇率收益率的非线性特征。相比于参数模型,非参数模型有较大的适应性、更适用于解决经济金融中的诸多问题。Diebold 和 Nason^[8] 利用非参数条件均值模型研究了 1973 年至 1987 年共 10 个国家主要的名义即期汇率,结果显示汇率波动具有非线性特征。Gencay^[9] 利用非参数的最近邻域和前馈网络回归模型研究了 1973 年 1 月 2 日至 1992 年 7 月 7 日英镑、马克、法郎、日元以及瑞士法郎的即期汇率数据,结果表明它能避免过度拟合问题,而且技术分析的使用能使模型预测能力好于随机游走模型。Hong 和 Lee^[10] 利用广义谱分析检验移动平均技术分析以及变系数自回归模型研究了 1975 年 1 月 1 日至 1998 年 12 月 31 日加元、马克、英镑、日元、法郎对美元的汇率周数据,结果显示虽然汇率波动是序列不相关的,但条件均值却存在显著地非线性特征。

本文采用定价机制变化之后的数据进行分析,即 2006 年 1 月 4 日至 2008 年 7 月 18 日的人民币对美元汇率中间价,共 619 个样本点,而最后的 50 个样本点用于样本外预测能力检验。本文的主要贡献在于同时估计汇率的收益率和波动率。对于收益率估计,我们采用非参数函数系数模型;对于波动率估计,我们采用包含政策变动虚拟变量的 GARCH 模型。此外,我们利用非参数分位数模型构建 95% 置信度的预测区间,用以检验模型样本外预测的能力。本文第二部分介绍模型及估计方法,第三部分是数据描述和所选变量的构造,第四部分为计量模型估计结果和实证分析,第五部分是预测模型的理论贡献与政策意义,最后是一个简短的结论。

2 模型及其估计

由于传统的非线性参数模型是根据经济理论和样本数据来设定模型的函数关系,在实证应用中当模型及参数的假定与实际背离时就容易造成模型设定误差。因此,传统的非线性参数模型并不能很好地描述汇率收益率的非线性特征。参数模型是估计设定的回归模型参数,而非参数回归模型则是对整个回归函数进行估计。所以,相比于参数模型,非参数模型有较大的适应性、更适用于解决经济金融中的诸多问题。基于非参数回

归模型的诸多优点, 较之经典假设模型有它更好的拟合效果, 并且能更精确地推断以往的经济现象。

最早使用非参数方法可以追溯至 19 世纪晚期, Schuster^[11] 提出了周期图, 它被认为是现在所广泛使用的经典非参数工具之一谱分析的来源。20 世纪以来, 非参数方法发展迅速, 成为统计学, 经济学及金融学研究的前沿问题。Stone^[12] 结合参数模型和非参数模型, 提出了半参数回归模型。由于这种模型既含参数分量, 又含非参数分量, 可以概括和描述众多实际问题, 因而引起广泛的重视。所以, 在本研究中我们采用半参数组合模型, 分别运用非参数函数系数模型以及参数 GARCH 模型来分析人民币对美元汇率收益率与波动率的非线性时间序列特征。

2.1 收益率模型 —— 函数系数模型

为了克服非参数回归中的“维数祸根”问题, Chen 和 Tsay^[13] 提出了函数系数自回归模型, Cai、Fan 和 Yao^[14] 提出了函数系数回归模型。函数系数回归模型是对函数系数自回归模型 (FAR)、门限自回归模型 (TAR)、指数自回归模型 (EXPAR) 以及随机系数回归模型的扩展。它的优点是模型更具有灵活性, 但却不会面临“维数祸根”问题。

以下即是一个简单的函数系数回归模型:

$$m(u, x) = \sum_{j=1}^d a_j(u) x_j$$

(1)

其中, 函数 $\{a_j(\cdot)\}_{j=1}^p$ 为从集合 \mathfrak{R}^k 映射到集合 \mathfrak{R}^1 的可测函数, 多元回归函数 $m(u, x) = E(Y \mid U = u, X = x)$, 因变量 $Y_i \in \mathfrak{R}^1$, 解释变量 $X_i \in \mathfrak{R}^p$, 光滑变量 $U_i \in \mathfrak{R}^k$, 且 $(Y_i, X_i, U_i)_{i=-\infty}^\infty$ 服从严格平稳过程, (Y, X, U) 与 (Y_i, X_i, U_i) 同分布。本研究中我们使用局部线性估计法对函数 $\{a_j(\cdot)\}_{j=1}^p$ 进行估计。相比于 Nadaraya -Waston 核估计法, 局部线性估计法能修正边界效应问题、减小偏差, 且偏差与解释变量的密度函数无关。

假设 $a_j(u)$ 存在连续的二阶导数, 当 $u \in [u_0 - h, u_0 + h]$, 将 $a_j(u)$ 在 u_0 点 Taylor 展开, 即 $a_j(u) = a_j(u_0) + a'_j(u_0)(u - u_0)$ 。定义局部线性估计量为 $\hat{a}_j = \hat{a}_j(u_0)$ 、 $\hat{b}_j = \hat{a}'_j(u_0)$, 且 (\hat{a}_j, \hat{b}_j) 使以下统计量最小:

$$\sum_{i=1}^n \left[Y_i - \sum_{j=1}^p \{a_j + b_j(U_i - u_0)X_{ij}\} \right]^2 K_h(U_i - u_0)$$

(2)

其中, $K_h(\cdot) = h^{-k}K(\cdot/h)$, $K(\cdot)$ 是定义在集合 \mathfrak{R}^1 上的核函数, 窗宽 $h > 0$ 。由最小二乘法可得

$$\hat{a}_j(u_0) = \sum_{i=1}^n K_{n,j}(U_i - u_0, X_i) Y_i$$

(3)

其中, $K_{n,j}(u, x) = e_{j,2p}^T (\tilde{X}' W \tilde{X})^{-1} \begin{pmatrix} x \\ ux \end{pmatrix} K_h(u)$, $e_{j,2p} = (0, \cdots, 1, \cdots, 0)_{1 \times 2p}$, $\tilde{X}_i = (X_i', X_i'(U_i - u_0))$,

$W = \text{diag}(K_h(U_1 - u_0), \cdots, K_h(U_n - u_0))$ 。在以上的估计法中, 窗宽 h 是至关重要的, 它会直接影响拟合及预测结果。而在模型中, 最优滞后量 p 的选择也直接影响模型的优劣。因此, 在本研究中, 我们使用非参数 AICc 统计量同时选择最优的窗宽 h 和最优滞后量 p 。Hurvich、Simonoff 和 Tsai^[15] 提出了非参数回归环境下的信息准则 AIC_{C0} 、 AIC_{C1} 和 AIC_C , 即非参数 AIC 统计量。非参数 AIC_{C0} 统计量及非参数 AIC_{C1} 统计量都是对非参数回归环境下期望 Kullback-Leiber 信息的近似无偏估计。非参数 AIC_{C0} 统计量是这两个统计量中较为精准的一个, 但计算时需要进行数值积分, 较为复杂。非参数 AIC_{C1} 统计量是对非参数 AIC_{C0} 统计量的近似估计, 且计算较为简便, 因此, 更易于应用。而非参数 AIC_C 统计量又是在选择光滑变量时对非参数 AIC_{C1} 统计量的近似估计, 是三个统计量中计算最简便的一个: $AIC_C = \log(\hat{\sigma}^2) + 1 + \frac{2\{\text{tr}(\mathbf{H}(h))+1\}}{n-\text{tr}(\mathbf{H}(h))-2}$, 其中, \mathbf{H} 为平滑矩阵, $\hat{y} = \hat{m}(x) = \mathbf{H}y$; 详情见 Cai 和 Tiwari^[16]。

2.2 波动率模型 —— GARCH 模型

考虑到经济金融数据时间序列数据中普遍存在的条件异方差现象, Engle 开创性地在对英国通货膨胀率的波动性研究中提出了条件异方差自回归方程 (ARCH) 模型, 它能较好地解决波动率聚类问题, 即极端收益率的聚集性。Bollerslev 在对美国通货膨胀率的估计中对 ARCH 模型进行了扩展, 提出了广义条件异方差自回归 (GARCH) 模型。GARCH 模型的优点显而易见, 一个高阶的 ARCH 模型可能有一个更为简洁且更易识别和估算的 GARCH 表达式。因此, 相比于 ARCH 模型, GARCH 模型更易于识别和估算。然而, 要确定 GARCH 模型的阶数却不是一件易事, 在实证应用中大多使用低阶的 GARCH 模型, 例如: GARCH(1,

1)、GARCH(2, 1) 或 GARCH(1, 2). 许多实证结果表明, 低阶的 GARCH(1, 1) 模型已经能够充分地描述 GARCH 误差了. 因此, 在本研究中采用 GARCH (p, q) 模型中最简单并且又最常用的 GARCH(1, 1) 模型.

以下即是一个简单的 GARCH(1, 1) 模型: 假定误差过程为

$$\varepsilon_t = \nu_t \sqrt{h_t} \quad (4)$$

其中 $\sigma_\nu^2 = 1$, $\nu_t \sim GED$ 分布, 且

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (5)$$

其中 $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$ 且 $\alpha_1 + \beta_1 < 1$.

2.3 函数 $\{a_j(\cdot)\}_{j=1}^p$ 的样本外预测区间 - 局部线性分位数估计法

Granger、White 和 Kamstra^[17] 提出使用分位数回归方法对条件异方差数据进行区间预测, 他们发现分位数回归区间预测方法不论是在样本外, 还是在样本内都能得到很好的预测结果. 自从 Koenker 和 Bassett^[18] 最早提出线性分位数回归的理论和方法以后, 分位数回归理论研究一直在不断的完善中, 分位数回归方法也被广泛应用于金融学 and 经济学等领域的理论研究和实际应用. 当数据分布具有厚尾和不对称且存在较多异常值时, 使用分位数回归方法进行分析比使用均值回归方法更为合适. 更值得一提的是, 分位数回归方法能够构造出一个预测区间, 而不仅仅是一个预测点. Honda^[19] 提出了 α -混合过程下的非参数分位数回归估计. Cai 和 Xu^[20] 使用非参数分位数回归估计法进行了样本外区间预测. 同样, 在本研究中, 我们使用分位数回归方法构造出一个样本外预测区间 $(\hat{q}_{\alpha/2}(U_i, \mathbf{X}_i), \hat{q}_{1-\alpha/2}(U_i, \mathbf{X}_i))$, 其中 $q_\tau(U_i, \mathbf{X}_i)$ 是 τ 分位数的非参数分位数回归函数, $\hat{q}_\tau(U_i, \mathbf{X}_i)$ 是它的非参数估计. 当模型是均值 - 标准差形式, 分位数样本外预测区间变成 $(\hat{\mu}_i + \hat{\sigma}_i \hat{F}_\varepsilon^{-1}(\alpha/2), \hat{\mu}_i + \hat{\sigma}_i \hat{F}_\varepsilon^{-1}(1 - \alpha/2))$, 其中 μ_i 是均值, σ_i 是标准差, $F_\varepsilon(\cdot)$ 是残差分布函数. 我们现在来观察该模型的优劣. 以下即是一个简单化的 τ 分位数的非参数分位数回归函数 $q_\tau(U_i, \mathbf{X}_i) = \mathbf{X}_i' \beta(U_i, \tau)$. 对其分位数回归函数进行 Taylor 展开,

$$q_\tau(U_i, \mathbf{X}_i) = \mathbf{X}_i' \beta_0 + \mathbf{X}_i' \beta_1 (U_i - u_0) \quad (6)$$

其中 (β_0, β_1) 是 τ 的函数. 寻求 $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$ 使以下统计量最小:

$$\sum_{i=1}^n \rho_\tau[Y_i - \mathbf{X}_i' \beta_0 - \mathbf{X}_i' \beta_1 (U_i - u_0)] K_h(U_i - u_0) \quad (7)$$

其中, \mathbf{X}_i 的构成与收益率模型相同. 在不同的 τ 下, 就能得到不同的分位数回归函数的非参数估计. 随着 τ 由 0 至 1, 就能得到所有 y 在 x 上的条件分布的轨迹, 即一簇曲线. 例如, 令 $\tau_1 = 0.025$ 、 $\tau_2 = 0.975$, 就能得到置信水平为 5% 的预测区间; 令 $\tau_1 = 0.05$ 、 $\tau_2 = 0.95$, 就能得到置信水平为 10% 的预测区间.

3 数据描述和变量构造

3.1 人民币对美元汇率中间价数据特点

2005 年 7 月 21 日以前, 特别是 1997 年亚洲金融危机爆发后, 我国对人民币汇率进行了积极管理, 这段时间人民币对美元汇率波动较小, 受到比较严格的管制, 因此这部分数据并不适合用来进行收益率及波动率非线性研究. 又由于定价机制的变化使汇率数据在 2006 年 1 月 4 日前后的形成机制发生根本性变化. 所以, 本文只分析 2006 年 1 月 3 日之后的数据, 即采用 2006 年 1 月 4 日至 2008 年 5 月 8 日的人民币对美元汇率中间价, 共 569 个样本点, 分析人民币对美元汇率收益率及波动率的非线性特征; 并采用 2008 年 5 月 9 日至 2008 年 7 月 18 日的的数据, 共 50 个样本点, 作样本外预测能力检验. 具体人民币对美元汇率中间价的数据特点如图 1 所示.

显而易见, 2006 年 1 月 4 日至 2008 年 7 月 18 日人民币对美元汇率中间价数据 $\{y_t\}$ 并不是平稳过程, 该数据具有非常明显并且逐渐加强的下降趋势, 数据尾部又趋于平缓. 所以, 我们并不研究人民币对美元汇率中间价数据, 而是研究其收益率 $\{r_t = 100 \log(y_t/y_{t-1})\}$, 以百分制表示. 具体人民币汇率收益率数据特点如图 2 所示.

2006 年 1 月 4 日以后人民银行对汇率政策只进行过一次调整, 使得人民币汇率波动更为自由、更加市场化, 如图在 2006 年 1 月 5 日至 2007 年 5 月 20 日和 2007 年 5 月 21 日至 2008 年 7 月 18 日这两段时期内人民币对美元汇率收益率的波动明显放大. 07 年的这次汇率浮动区间的政策调整, 使得人民币对美元汇率产生结构性变化. 而且, 从图 2 可以看出, 在这两段时期内数据的分布特征各不相同. 因此, 在实证分析收益率以及波动率时, 我们考虑一个政策变量, 以此来反映 2007 年 5 月 21 日汇率浮动区间的政策调整.

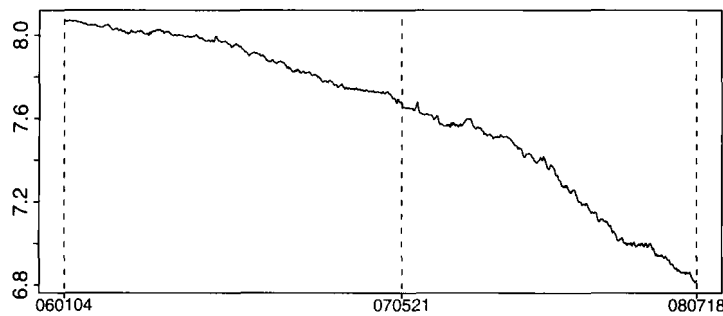


图 1 2006 年 1 月 4 日至 2008 年 7 月 18 日人民币对美元汇率中间价数据

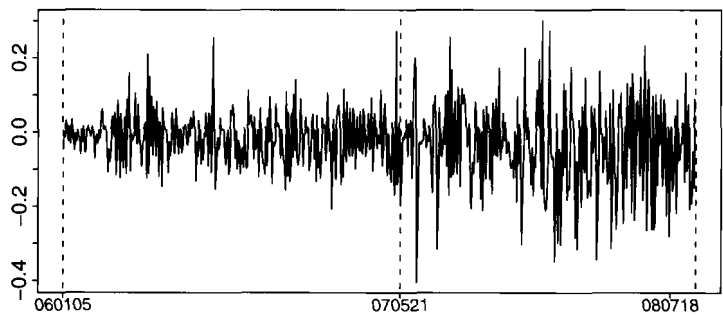


图 2 2006 年 1 月 5 日至 2008 年 7 月 18 日人民币对美元汇率收益率数据

3.2 选取光滑变量 —— 基于 MATTR

在应用函数系数自回归模型时, 利用数据信息或经济理论选择合适的光滑变量是至关重要的. Cai、Fan 和 Yao^[14] 提出在无任何先验信息时可使用 AIC 准则或其他判断准则选取最优的光滑变量. Hong 和 Lee^[10] 以及 Fan、Yao 和 Cai^[21] 在应用函数系数模型分析汇率时, 都选择移动平均技术分析 (MATTR) 作为光滑变量. $MATTR_t + 1$ 是 $(t - 1)$ 时期的汇率价格与前 L 期汇率平均价格之比, 即:

$$MATTR_{t+1} = Y_{t-1} \left(L^{-1} \sum_{j=1}^L Y_{t-j} \right)^{-1} - 1$$

(8)

其中, L 是滞后阶. 在本研究中我们同样使用 $MATTR$ 构造光滑变量, 其中, $L = 21$, 即一个月. 有关移动平均技术分析变量的具体经济含义, 见 Hong 和 Lee^[10], Fan、Yao 和 Cai^[21] 以及相关的文献.

4 实证分析

本文采用 2006 年 1 月 4 日至 2008 年 7 月 18 日的人民币对美元汇率中间价, 应用半参数组合模型分析人民币对美元汇率收益率及波动率的非线性特征.

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t = \nu_t \sqrt{h_t}$$

(9)

其中, 收益率模型为: $\mu_t = \sum_{j=1}^p a_j (MATTR_t) r_{t-j} + a (MATTR_t) C_t$, 波动率模型为: $h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}$. 并利用局部线性分位数估计法能够构造出一个样本外预测区间, 来观察模型的样本外预测能力.

4.1 函数系数模型估计结果

首先, 我们使用非参数 AIC 统计量得到最优的窗宽 0.003 及最优滞后阶 5, 即过去一周内的收益率对下一期的收益率都有解释预测能力.

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

(10)

$$\mu_t = \sum_{j=1}^5 a_j (MATTR_t) r_{t-j} + a (MATTR_t) C_t$$

(11)

其中, C_t 为控制变量, 当 $t < 20070521$, $C_t = 0$; 否则, $C_t = 1$. 其次, 利用最优的窗宽、滞后阶及局部线性法估计函数系数. 估计结果如图 3 所示.

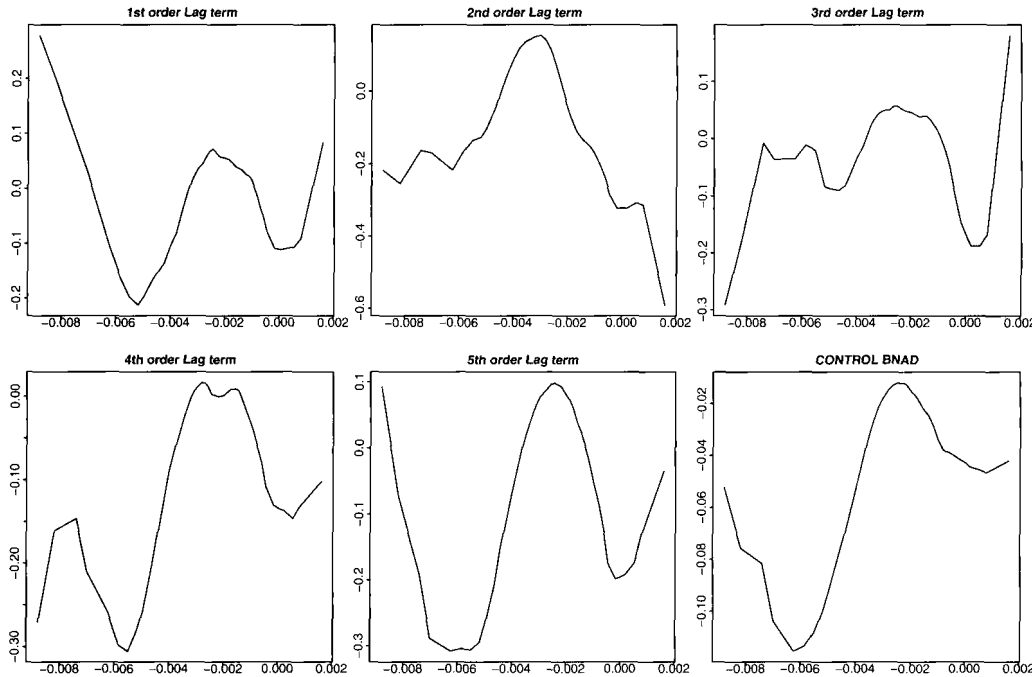


图 3 函数系数样本内拟合图

以上函数系数样本内拟合图在 $MATTR$ 值分别为 -0.006 以及 -0.003 时都出现了两个拐点. 当 $MATTR$ 值大于 -0.006 且小于 -0.003 时, 函数系数随着 $MATTR$ 值递增; 当 $MATTR$ 值小于 -0.006 或大于 -0.003 时, 函数系数随着 $MATTR$ 值递减. 同时, 通过拟合优度检验, $p = 0.002$, 即政策变量 C_t 在模型中显著不为 0. 最后, 利用函数系数 $\{a_j(\cdot)\}_{j=1}^p$ 的估计值得到样本内拟合值.

4.2 波动率模型 —— GARCH 模型

在本研究中采用 GARCH (p, q) 模型中最简单并且又最常用的 GARCH(1, 1) 模型分析人民币对美元汇率波动率的非线性特征. 以下即为 GARCH(1, 1) 模型估计结果, GARCH 系数在 0.0000 的置信水平上显著不为 0, 浮动区间控制变量系数在 0.0093 的置信水平上显著不为 0, 说明浮动区间控制变量 C_t 对于波动率的变化具有显著影响. 且 GARCH(1,1) 模型拟合的波动率所显示出的汇率震荡与实际情况一致, 如图 4.

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= \nu_t \sqrt{h_t}, \\ h_t &= 0.000938 + 0.143607\varepsilon_{t-1}^2 + 0.758862h_{t-1} + 0.001444C_t \\ p\text{-value} &\quad (0.0011) \quad (0.0000) \quad (0.0000) \quad (0.0087) \end{aligned}$$

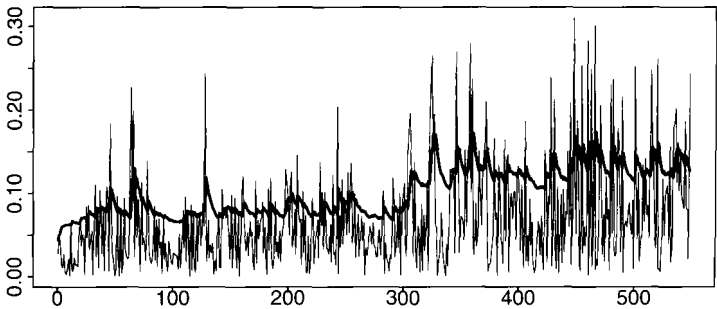


图 4 实际数据及拟合波动率

4.3 函数 $\{a_j(\cdot)\}_{j=1}^p$ 的预测 – 局部线性分位数估计法

在本研究中, 我们使用分位数回归方法 (2.5% 及 97.5% 分位数) 够构造出一个样本外预测区间, 来观察模型的优劣. 跨度为 50 天的样本外区间预测显示: 96% 的收益率实际值都落在 2.5% 以及 97.5% 非参数函数系数模型分位数回归预测区间之内, 如图 5 所示, 曲线为 2008 年 5 月 9 日至 2008 年 8 月 17 日收益率的实际值, 上下两条虚线分别为 97.5% 以及 2.5% 分位数预测曲线.

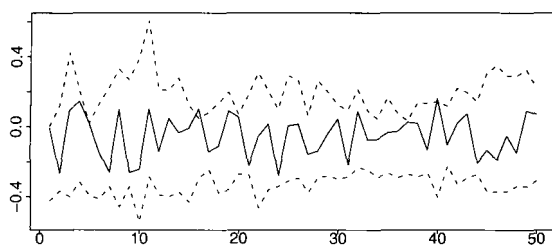


图 5 2008 年 5 月 9 日至 2008 年 8 月 17 日实际数据及预测区间

5 预测模型的理论贡献与政策意义

人民币汇率的变动对进口商品和消费者购买商品的价格都有显著影响, 同时对我国出口商品的贸易结构和价格以及外商直接投资的规模和投资结构也有着重要的影响. 如今, 出口仍是促进我国经济发展的重要途径之一, 人民币汇率的变动会直接影响各产业出口商品的定价, 从而影响我国各产业在国际市场上的竞争力. 了解人民币汇率存在的风险及如何对风险进行度量, 从而有助于控制风险, 减小其对经济的不良影响. 从宏观层面而言, 在日益开放的宏观经济环境下, 汇率的变动还会连带影响到国内货币政策和财政政策的选择, 从而影响到一国经济体的内外平衡. 因此, 预测人民币汇率走势, 有利于我们提前采取应对措施, 利用金融手段进行风险规避和宏观政策调整; 预测人民币汇率波动率则有助于加强对贸易风险的控制, 有利于我国对外经贸整体战略的调整和实施, 促进外贸出口, 优化整体经济结构.

和以往的预测模型相比, 本文中所使用的预测模型具有以下几个特点:

1) 本文使用了一个关于条件均值和条件方差的组合模型, 即同时估计和预测人民币汇率的水平与波动率. 以往的模型在估计波动率时往往对条件均值部分 (即人民币汇率) 采用简单的线性模型假设, 而忽略了条件均值部分可能存在的非线性特征. 条件均值部分的模型误设会导致 GARCH 模型中各项参数的错误估计, 从而影响到波动率的有效估计. 本文对条件均值部分采用了非参数的估计方法, 能够有效避免模型误设的问题, 从而能够同时改进对人民币汇率水平与波动率的估计与预测.

2) 本文将非参数估计方法有效地运用到一个非结构性 (reduced form) 模型中, 这尤其适合于人民币汇率的短期预测. 所谓非结构性模型是指利用汇率的时间序列本身来估计和预测汇率的变化, 而不是采用其它的宏观变量 (一般称之为结构性变量) 来进行预测. 非结构性预测模型可以避免宏观变量的选择, 有效利用自身时间序列中所包含的各种信息进行有效的预测. 从实践结果来看, 非结构性预测模型往往能够比结构性预测模型取得更好的预测结果. 本文将非参数方法和非结构性预测模型相结合, 无论在样本内拟合和样本外预测上都取得了较理想的结果.

3) 在预测文献中, 如何取得有效的样本外预测区间是一个较困难的问题. 而在实际应用中, 预测区间的估计往往比单纯的点预测更为重要. 预测区间比点预测包含了更多的有效信息, 是风险管理和有效决策的一个重要依据. 利用最新发展起来的非参数分位数估计方法, 本文成功估计了样本外的预测区间, 并利用样本外预测区间来检验我们所提出的预测模型的预测效果.

4) 在条件均值和条件方差模型中, 我们同时加入了反映汇率政策变化的虚拟变量: 即 2007 年 5 月 21 日起, 银行间即期外汇市场人民币对美元交易价日浮动幅度由千分之三扩大至千分之五. 通过非参数的拟合优度检验, 我们发现政策虚拟变量无论在条件均值 (汇率水平) 模型和条件方差 (汇率波动率) 模型中都相当显著, 即放宽人民币汇率的浮动幅度有助于使人民币汇率更加体现出市场化的特征.

6 结论

汇率不仅是重要的经济金融指标, 更是国际经济金融健康有序发展的重要纽带. 汇率的走势对国际贸易、国际资金流动和国际资产组合管理都具有重要影响. 20 世纪 70 年代至今, 汇率问题受到广泛关注, 有许

多中外学者研究汇率与经济增长、汇率失衡、汇率动态特征以及汇率政策等等。我们关注到人民币对美元汇率呈现出稳步上升的特征以及自 2005 年 7 月 21 日人民币汇率形成机制改革以来人民币汇率制度的两次调整,了解到这不仅是中国经济增长的结果,更是中国逐步融入全球经济和金融体系的结果。因此,本文在关注近年来的两次汇率政策调整的基础上,分别运用非参数模型以及参数 GARCH 模型来分析人民币对美元汇率收益率与波动率的非线性时间序列特征。实证结果表明,半参数组合模型成立,有较好的拟合以及预测效果,政策变量的系数显著不为 0。政策变量对收益率模型和波动率模型都有显著影响暗示了人民币汇率的改革适合选择逐步放宽政策。跨度为 50 天的样本外预测显示: 96% 的收益率真实值都落在 2.5% 以及 97.5% 非参数函数系数模型分位数回归预测线之间; 参数 GARCH(1,1) 模型拟合的波动率所显示出的汇率震荡与实际情况一致。

参考文献

- [1] 卢锋、韩晓亚. 长期经济增长与实际汇率演变 [J]. 经济研究, 2006, 7: 4-14.
Lu F, Han X Y. Economic growth and real exchange rate changes[J]. Economic Research Journal, 2006, 7: 4-14.
- [2] Franses P H, Dijk van D. Nonlinear Time Series Models in Empirical Finance[M]. Cambridge: University Press, 2000.
- [3] Michael P, Nobay A, Peel D. Transactions costs and nonlinear adjustment in real exchange rates: An empirical investigation[J]. The Journal of Political Economy, 1997, 105: 862-879.
- [4] Sarantis N. Modeling non-linearities in real effective exchange rates[J]. Journal of International Money and Finance, 1999, 18: 27-45.
- [5] 谢赤, 戴克维, 刘潭秋. 基于 STAR 模型的人民币实际汇率行为的描述 [J]. 金融研究, 2005(5): 51-59.
Xie C, Dai K W, Liu T Q. On the real exchange rate of RMB based on STAR model[J]. Journal of Financial Research, 2005(5): 51-59.
- [6] 刘潭秋. 人民币实际汇率的非线性特征研究 [J]. 数量经济技术经济研究, 2007(2): 11-18.
Liu T Q. Study on nonlinear characteristics of RMB's real exchange rates[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2007(2): 11-18.
- [7] 刘柏, 赵振全. 基于 STAR 模型的中国实际汇率非线性态势预测 [J]. 数量经济技术经济研究, 2008(6): 3-40.
Liu B, Zhao Z Q. Nonlinearity forecasting of real exchange rate in China based on STAR[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2008(6): 3-40.
- [8] Diebond F X, Nason J A. Nonparametric exchange rate prediction?[J]. Journal of International Economics, 1990, 28: 315-332.
- [9] Gencay R. Linear, non-linear and essential foreign exchange rate prediction with simple technical trading rules[J]. Journal of International Economics, 1999, 47: 91-107.
- [10] Hong Y, Lee T. Inference on via generalized spectrum and nonlinear time series models[J]. The Review of Economics and Statistics, 2003, 85: 1048-1062.
- [11] Schuster A. On the investigation of yidden periodicities with application to a supposed 26 day period of meteorological phenomena[J]. Journal of Geophysical Research, 1898, 3: 13-41.
- [12] Stone C J. Consistent nonparametric regression[J]. Applied Statistics, 1977, 5: 595-635.
- [13] Chen R, Tsay R. Functional-coefficient autoregressive models[J]. Journal of the American Statistical Association, 1993, 88: 298-308.
- [14] Cai Z, Fan J, Yao Q. Functional-coefficient regression models for nonlinear time series[J]. Journal of American Statistical Association, 2000, 95: 941-956.
- [15] Hurvich C, Simonoff J, Tsai C. Smoothing parameter selection in nonparametric regression using an improved Akaike[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology), 1998, 60: 271-293.
- [16] Cai Z, Tiwari R. Application of a local linear autoregressive model to BOD time series[J]. Environmetrics, 2000, 11: 341-350.
- [17] Granger C, White H, Kamstra M. Interval forecasting: An analysis based upon ARCH-quantile estimators[J]. Journal of Econometrics, 1989, 40: 87-96.
- [18] Koenker R, Bassett G. Regression quantiles[J]. Econometrica, 1978, 46: 33-50.
- [19] Honda H. Nonparametric estimation of a conditional quantile for α -mixing processes[J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 2000, 52: 459-470.
- [20] Cai Z, Xu Q. Nonparametric quantile estimations for dynamic smooth coefficient models[J]. Journal of the American Statistical Association, 2008, 103: 1595-1608.
- [21] Fan J, Yao Q, Cai Z. Adaptive varying-coefficient linear models[J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B, 2003, 65: 57-80.