

文章编号:1005-2542(2009)01-0021-06

## Shibor 适用的短期利率模型

周颖颖, 秦学志, 杨瑞成

(大连理工大学 管理学院, 辽宁 大连 116024)

**【摘要】**基于拟合优度、模型的预测效果等指标及数据的统计特征,考察单因素利率模型刻画拆借利率(Shibor)的适用性。多种统计检验表明:3月期限 Shibor 收益序列具有均值回复和厚尾特征;故初次选用带跳的 Vasicek 模型或带跳的指数 Vasicek 模型描述 Shibor 收益序列的变化过程;进一步应用粒子滤波方法对两模型的参数进行估计,并通过对两模型的拟合优度和预测精度的比较。最终遴选出带跳 Vasicek 单因子利率模型为描述 Shibor 的适用模型。

**关键词:** Shibor 利率; 均值回复; 厚尾; 粒子滤波

**中图分类号:** F 830. 53 **文献标识码:** A

## Short-term Interest Rate Model Suitable to Shanghai Interbank Offered Rate

ZHOU Ying-ying, QIN Xue-zhi, YANG Rui-cheng

(School of Management, Dalian University of Technology, Liaoning Dalian 116024, China)

**【Abstract】**Based on statistical characteristics of historical data, goodness-of-fit test and forecast effect, this paper presents a one-factor model which may match dynamic change of Shibor best. Statistical methods used here indicate that three-month period Shibor series has the characteristics of mean reversion and fat tails. So we take initially Vasicek model with jumps or exponential Vasicek model with jumps as the alternative models. Then we estimate parameters of the two models by particle filter approach. At last, we compare goodness-of-fit and forecast effect between the two models, and the result shows that Vasicek model with jumps does better than exponential Vasicek model with jumps for the purpose of describing Shibor.

**Key words:** Shibor rate; mean reversion; fat tails; particle filter

长期以来,真正市场化的基准利率缺位影响着我国金融市场的稳健发展,尤其妨碍了金融产品定价的准确性和风险管理的针对性。为此,近年来央行一直努力构建我国货币市场基准利率体系,于2006-10-08在全国银行间市场内部试行了由16家

报价行报出的对信用等级较高的银行拆出资金的单利、无担保的批发资金利率——上海银行间同业拆借利率,即 Shibor (Shanghai Interbank Offered Rate)。Shibor 以拆借利率为基础,依据多家大银行对各期限资金拆借品种的报价所形成的(包含了信用升贴水),所以它不仅侧面反映了资金供求状况,也隐含着信用等级信息,更能直接反映即期资金成本,且品种更丰富,覆盖期限更完整。在作用机制上,也接近于被国际货币市场普遍作为基准利率的 Libor (London interbank offered Rate,伦敦银行间同业拆借利率)。目前,对 Shibor 的背景、机制和地

收稿日期:2008-06-17 修订日期:2008-11-04

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(70771018);中国博士后科学基金资助项目(20070410350);教育部人文社科基金资助项目(05JA630005);教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(2005年)

**作者简介:**周颖颖(1982-),女,博士生。研究方向为结构化金融衍生品定价。E-mail:yingyingzhou0228@gmail.com

位的研究已臻成熟<sup>[1]</sup>,但缺少相关的实证研究,特别是,未见同样具有基础地位的 Shibor 适用利率模型的研究。

国内利率模型筛选的实证研究,之前大多集中于回购利率和债券市场利率的模型选择<sup>[2-4]</sup>,主要的研究成果有:李彪等<sup>[2]</sup>采用对数似然比和 Vuong 检验统计量,比较了 GBM 模型、Vasicek 模型、CIR 模型和 CKLS 模型对 7 天回购利率品种 R007 的拟合效果,结果表明,CKLS 模型优于其他 4 种模型;潘冠中等<sup>[3]</sup>通过比较由模型自身隐含的边际密度和非参数估计得到的边际密度,论证了双曲模型是描述 7 天回购利率品种 R007 的最佳单因子利率模型;范龙振<sup>[4]</sup>利用 EMM 法实证研究了上海证券交易所债券市场上的短期利率变化,结果显示所有的单因子短期利率模型和随机均值回复模型都不能很好地对其描述,只有随机波动率模型可以描述上海证券交易所短期利率的变化。而 Shibor 利率模型筛选的研究成果较少。另外,现有研究过于依靠拟合优度来选择模型,忽视了历史数据的统计特征和模型的预测效果在模型选择方面的决定性作用。有鉴于此,本文首先考察 3 月期限 Shibor 收益数据的统计特征,分析了一阶自回归、JB 统计量和 Moment 统计量的检验结果,发现 3 月期限 Shibor 收益数据的均值回复性和厚尾性,进而选用同样具有这 2 种特征的带跳的 Vasicek 模型或带跳的指数 Vasicek 模型,通过比较这 2 个模型的拟合优度和预测精度,遴选出 Shibor 适用的短期单因子利率模型。

## 1 短期利率模型

由于影响因素很多,利率的变化呈现出较复杂的特征。为描述短期利率的随机行为,学者们提出了不同的随机模型,其中,单因素利率模型的应用最为广泛。依据模型反映出的统计特征,单因素利率模型又可分为基本模型、厚尾模型、均值回复模型与均值回复厚尾模型,各模型代表模型如表 1 所示。

表 1 单因素利率模型分类表

| 类 型      | 代 表 模 型                                  |
|----------|--|
| 基本模型     | 算术布朗模型,几何布朗模型                            |
| 厚尾模型     | 带对数正态跳的几何布朗模型,带跳的算术布朗模型, GARCH, 方差 Gamma |
| 均值回复模型   | Vasicek, CIR, 指数 Vasicek                 |
| 均值回复厚尾模型 | 带跳的 Vasicek, 带跳的指数 Vasicek               |

## 2 统计特征检验

### 2.1 数据准备

本文采用 2006-10-08~2008-04-08 的 3 月期限 Shibor 报价作为实证数据,其走势和收益序列的频率如图 1、2 所示。

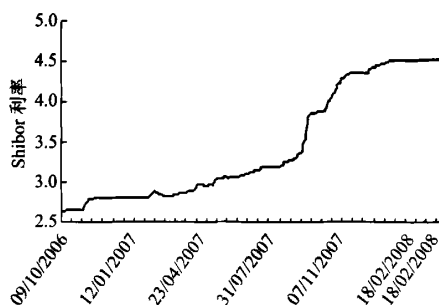


图 1 3 月期限 Shibor 走势图

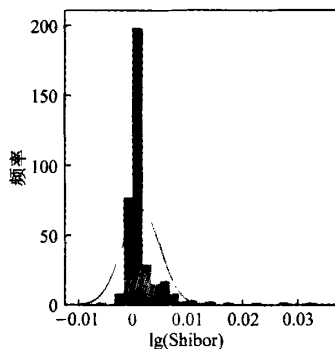


图 2 3 月期限 Shibor 收益频率直方图

图 1 表明,3 月期限 Shibor 具有很强的波动性,图 2 表明,其收益序列明显不符合正态分布。因此,需要分析 3 月期限 Shibor 收益数据的统计特征,这里检验其均值回复性和厚尾性:应用自回归方法检验均值回复性,应用 JB 统计量和极值理论检验厚尾性<sup>[5]</sup>。若 3 月期限 Shibor 收益数据既不具有均值回复性也不具有厚尾性,则选择表 1 中的基本模型;若只有均值回复性,则选择均值回复模型;若只有厚尾性,则选择厚尾模型;若既有均值回复性又有厚尾性,则选择均值回复厚尾模型。类型确定后,具体模型的选择采用拟合优度和预测精度指标评判得到。

### 2.2 均值回复性检验

Shibor 均值回复性的检验采用下列一阶自回归方程 AR(1):

$$x_{t+1} = \mu + \alpha x_t + \sigma \varepsilon_{t+1} \Rightarrow \Delta x_{t+1} = (1-\alpha) \left( \frac{\mu}{1-\alpha} - x_t \right) + \sigma \varepsilon_{t+1} \quad (1)$$

当 $|\alpha|<1$ 时,时间序列 $x_t$ 具有均值回复性。而 $|\alpha|<1$ 是 $x_t$ 平稳的充分必要条件,因此,可通过 $x_t$ 平稳性的检验,判断其是否具有均值回复性。特殊情况:当 $|\alpha|=1$ 时, $x_t$ 是一个漂移量为常数的随机游走过程。常用的平稳性检验方法有:DF(Dickey and Fuller)检验,ADF(Augmented Dickey and Fuller)检验和Philips的非参数检验(PP测试)。本文采用ADF检验。如果Shibor收益数据滞后一阶的ADF检验通过,说明Shibor具有均值回复性;否则说明在伴随高斯扰动的线性模型情况下,Shibor不具有均值回复性,但在更一般的层面上,Shibor仍可能存在均值回复性,可能为厚尾的高斯分布或具有非线性特征。

ADF检验对时间序列的异常值很敏感,因而若特殊事件产生的异常值在ADF检验中被解释为均值回复行为,将严重偏离真实结果。所以对Shibor收益数据做ADF检验之前,需要对其修正,把序列中与它的前1个数据之差超过波动率3倍的数据剔除。另外,还需要判断它能否适用于AR(1)模型。一般AR过程的ACF(Autocorrelation Function)函数呈单边递减或阻尼振荡,所以可以用PACF函数(Partial Autocorrelation Function)来判别。如果Shibor收益数据从 $n$ 阶之后的所有偏自相关系数均为0,那么可应用AR( $n$ )模型来判断其平稳性。3月期限Shibor收益数据的PACF函数结果(见图3)表明,可以应用AR(1)模型来判断其利率收益数据的平稳性。

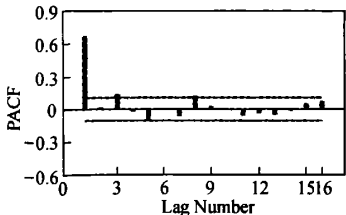


图3 3月期限Shibor收益数据的PACF函数

对Shibor收益率数据做ADF检验,得到 $t$ 统计量为 $-7.679\ 343$ ,相伴概率为 $0.000\ 0$ ;故Shibor收益数据通过ADF检验,从而认定Shibor具有均值回复性。

### 2.3 厚尾性检验

选用JB(Jarque-Bera)统计量和极值理论的Momont统计量,检验3月期限Shibor收益数据的厚尾性。JB统计量定义如下<sup>[6]</sup>:

$$JB = \frac{T-n}{6} \left[ s^2 + \frac{1}{4}(k-3)^2 \right] \sim \chi^2_{\alpha(2)} \quad (2)$$

$$s = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (x_t - m)^2, \quad k = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (x_t - m)^4$$

式中: $\alpha$ 为显著水平; $s$ 表示偏度; $k$ 表示峰度; $m$ 为均值; $\sigma$ 为方差。

若式(2)用于一般时间序列的计算,则 $n=0$ ;若用于回归得到的残差序列的计算,则 $n$ 为回归式中解释变量的个数。若 $JB < \chi^2_{\alpha(2)}$ ,则接受该分布服从正态分布的假设,否则拒绝该假设。

极值理论中对尾指数的估计方法主要有:Pickands型估计量、Hill型估计量及Moment型估计量<sup>[5]</sup>。尾指数的估计量通常都有良好的渐进性质,有助于检验“厚尾”现象。本文选择Moment型估计量检验Shibor收益数据的厚尾性。Moment型估计量定义如下:

$$\hat{r}_n = M_n^{(1)} + 1 - \frac{1}{2} \left\{ 1 - \frac{M_n^{(2)}}{M_n^{(1)}} \right\}^{-1} \quad (3)$$

式中,

$$M_n^{(j)} = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} (\log X_{n-i,n} - \log X_{n-m,n})^j$$

$j=1, 2$ 。由于只考虑尾指数,因此, $r \geq 0$ 时,有 $\frac{\sqrt{m}(\hat{r}_n - r)}{\sqrt{1+r^2}} \sim N(0, 1)$ 。“薄尾”型分布的假设等价于 $r=0$ ,“厚尾”型的假设等价于 $r>0$ 。

零假设 $H_0: r=0$ ;备择假设 $H_1: r>0$ 。在 $H_0$ 成立的条件下, $\sqrt{m}\hat{r}_n \sim N(0, 1)$ 。给定显著水平 $\alpha$ ,则 $H_0$ 的拒绝域为 $\sqrt{m}\hat{r}_n > \mu_\alpha$ ,其中, $\mu_\alpha$ 为标准正态分布的单边临界值, $P(Z > \mu_\alpha) \sim N(0, 1)$ 。因此,在大样本情况下,给定显著水平 $\alpha$ ,若 $\sqrt{m}\hat{r}_n > \mu_\alpha$ ,则所讨论序列的分布是“厚尾”型的;反之,则是“薄尾”的。该判别方法在显著水平 $\alpha$ 下得到模型的容忍度为 $\mu_\alpha/\sqrt{m}$ 。值得注意的是 $m$ 的选择,一般取 $m = [n/10]$ 。

计算3月期限Shibor收益率数据JB统计量和Moment型估计量结果如表2所示。2个统计量的结果都支持Shibor收益率数据具有厚尾性的结论。

表2 Shibor收益率数据的偏度、峰度、JB统计量和Moment型估计量检验结果

| 统计量  | JB     | Moment |
|------|--------|--------|
| 数值   | 31.556 | 22.962 |
| 相伴概率 | 0.0000 | 0.0000 |

由前述分析可知,Shibor的收益率数据有均值回复性和厚尾性,故可选择带跳的Vasicek模型或带跳的指数Vasicek模型,其具体表达式如下:

带跳的Vasicek模型

$$dr(t) = a[\theta - r(t)]dt + \sigma dW(t) + dJ(t) \quad (4)$$

带跳的指数 Vasicek 模型

$$dr(t) = ar(t)(\theta - \log r(t))dt + \sigma r(t)dW(t) + dJ(t) \quad (5)$$

拟合优度和预测精度的计算和比较之前,需要对 2 个模型中的参数进行估计,但常用的最小二乘法、最大似然估计和卡尔曼滤波都不能很好地对这 2 个模型进行参数估计,而粒子滤波算法摆脱了求解非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约,适于本文的研究<sup>[8]</sup>。

### 3 粒子滤波参数估计

#### 3.1 粒子滤波

Hammersley 等<sup>[7]</sup>提出了序贯重要性采样(SIS)方法,然而,由于高度的计算复杂性和退化问题,相当长一段时间内 SIS 算法没有多大进展。直到由 Gordon 等<sup>[8]</sup>提出了一种新的基于 SIS 的 Bootstrap 非线性滤波方法,才奠定了粒子滤波算法的基础。一直以来,粒子滤波技术多被应用于目标跟踪、指纹识别与仿真等领域,近几年开始在金融工程领域崭露头角<sup>[9]</sup>。动态系统可以用状态空间模型表示为

$$x_t = f_t(x_{t-1}, v_{t-1}), y_t = h_t(x_t, w_t) \quad (6)$$

式中:  $x_t$  表示系统状态;  $y_t$  表示量测;  $v_t, w_t$  为独立同分布的系统噪声和观测噪声。假设  $x_t$  服从一阶 Markov 过程,  $x_t$  和量测序列  $y_t$  相互独立,给定初始状态  $x_0$  的先验分布  $p(x_0)$ , 设  $x_{0:t} = \{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ ,  $y_{0:t} = \{y_0, y_1, \dots, y_t\}$ 。粒子滤波是指,通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数  $p(x_t | y_t)$  进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差估计的过程,这些样本被称为“粒子”。由 Bayes 公式可知,

$$p(x_t | y_{0:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{0:t-1}) dx_{t-1} \quad (7)$$

$$p(x_t | y_{0:t}) = \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | y_{0:t-1})}{p(y_t | y_{0:t-1})} \quad (8)$$

式中,

$$p(y_t | y_{0:t-1}) = \int p(y_t | x_t) p(x_t | y_{0:t-1}) dx_t$$

迭代关系式(7)、(8)构成了最优 Bayes 解。如果能利用 Monte Carlo 方法从  $p(x_t | y_{0:t})$  抽取  $N$  个独立同分布的样本  $\{x_{0:t}^{(i)}\}$ , 状态的概率密度函数可以用经验分布逼近为

$$\hat{p}(x_{0:t} | y_{0:t}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:t} - x_{0:t}^{(i)}) \quad (9)$$

但通常不可能直接从状态的概率密度函数采样,

Bayes 重要性采样(IS)方法从一个容易采样的重要性分布函数  $q(x_{0:t} | y_{0:t})$  中独立抽取  $N$  个样本  $\{x_{0:t}^{(i)}; i=1, 2, \dots, N\}$ , 状态的概率密度函数逼近为

$$\left. \begin{aligned} \hat{p}(x_{0:t} | y_{0:t}) &= \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_i^{(i)} \delta(x_{0:t} - x_{0:t}^{(i)}) \\ \tilde{\omega}_i^{(i)} &= \omega_i^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_i^{(i)} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中,

$$\omega_i(x_{0:t}) = \frac{p(y_{0:t} | x_{0:t}) p(x_{0:t})}{q(x_{0:t} | y_{0:t})}$$

称为重要性权。选取重要性分布函数为<sup>[10]</sup>:

$$q(x_{0:t} | y_{0:t}) = q(x_{0:t-1} | y_{0:t-1}) q(x_t | x_{0:t-1}, y_{0:t}) \quad (11)$$

#### 3.2 模型离散化

对随机微分方程(4)、(5)采用 Euler 方法<sup>[11]</sup>离散,带跳的 Vasicek 模型可转化为

$$r(t+\Delta t) - r(t) \approx a(\theta - r(t))\Delta t + \sigma Z_t + \sum_{i=1}^Y J_i \quad (12)$$

带跳的指数 Vasicek 可转化为

$$r(t+\Delta t) - r(t) \approx ar(t)(\theta - \log r(t))\Delta t + \sigma r(t)Z_t + \sum_{i=1}^Y J_i \quad (13)$$

式中:  $Z_t$  是正态分布随机变量;  $J_i$  是第  $i$  次跳跃的幅度,  $J_i$  服从均值为  $\bar{\mu}$  方差为  $\bar{\sigma}^2$  的正态分布; 跳跃次数  $Y$  服从强度为  $\lambda$  的泊松分布, 一次跳跃的概率是  $\lambda\Delta t$ , 超过一次的概率是  $o(\Delta t)$ , 因此, 如果  $\Delta t$  足够小, 可以忽略多次跳跃, 并有

$$\sum_{i=1}^Y J_i = \begin{cases} J_i & P = \lambda\Delta t \\ 0 & P = 1 - \lambda\Delta t \end{cases} \quad (14)$$

当  $\Delta t$  很小时, 式(12)、(13)可以近似为:

$$r(t+\Delta t) - r(t) \approx a(\theta - r(t))\Delta t + \sigma Z_t + \lambda\Delta t J_t \quad (15)$$

$$r(t+\Delta t) - r(t) \approx ar(t)(\theta - \log r(t))\Delta t + \sigma r(t)Z_t + \lambda\Delta t J_t \quad (16)$$

#### 3.3 参数估计算法

带跳的 Vasicek 模型和带跳的指数 Vasicek 模型的粒子滤波参数估计算法如下<sup>[12,13]</sup>:

(1) 初始化。假定  $(L_t^{(i)}, \omega_t^{(i)})_{i=1}^N$  代表隐藏状态向量。  $L_t = (\alpha_t, \theta_t, \sigma_t, \bar{\mu}_t, \bar{\sigma}_t, \lambda_t)$  对  $t=1, 2, \dots, M$ , 隐含参数向量  $L_t$  初始估计值赋为  $L_1$ , 采样  $L_1^{(i)} \sim N(0, 1)$ , 初始权值  $\omega_1^{(i)} = 1/N$ 。

(2) 粒子滤波。给定  $t$  时刻的一组加权粒子  $(L_t^{(i)}, \omega_t^{(i)})_{i=1}^N$ , 对  $t=1, 2, \dots, M$ :

① 采样  $Z_t^{(i)} \sim N(0, 1)$ ;

跳跃幅度采样: 服从它们的条件分布

$$J_t^{(i)} \sim N(\bar{\mu}_t^{(i)}, \bar{\sigma}_t^{(i)})$$

跳跃时间采样:  $B_t^{(i)} \sim \text{Ber}(\lambda_t^{(i)} \Delta t)$ ;

应用式(15)或(16)递推出  $r(t+1)$ 。

② 计算重要性权,

$$\omega_t^{(i)} = \omega_{t-1}^{(i)} \frac{p(r_{t+1} | r_t, L_t^{(i)})}{\sum_{j=1}^N p(r_{t+1} | r_t, L_t^{(j)})}$$

③ 重采样。根据重要性权  $\omega_t^{(i)}$  对粒子  $L_t^{(i)}$  重采样。最常用的重采样方法是随机采样方法,其过程是:首先产生  $N$  个在  $[0,1]$  上均匀分布的随机数  $\{\mu_l; l=1,2,\cdots,N\}$ ,然后通过搜索算法找到满足以下条件的整数  $m$ :

$$\sum_{j=0}^{m-1} \omega_t^{(j)} < \mu_l \leq \sum_{j=0}^m \omega_t^{(j)}$$

表 3 粒子滤波参数估计结果

| 参 数              | $\alpha$ | $\theta$  | $\sigma$  | $\lambda$ | $\mu_J$  | $\sigma_J$ |
|------------------|----------|-----------|-----------|-----------|----------|------------|
| 带跳的 Vasicek 模型   | 0.226    | 0.000 812 | 0.000 488 | 0.035 1   | 0.007 83 | 0.008 17   |
| 带跳的指数 Vasicek 模型 | 0.125    | 6.54      | 0.289     | 0.072 1   | 0.005 24 | 0.097 2    |

### 4 拟合优度和预测精度分析

分别应用上述 2 个模型参数估计的结果拟合 2006-10-08~2007-10-08 的 Shibor 收益历史数据,并预测 2007-10-09~2008-05-08 的 Shibor 收益数

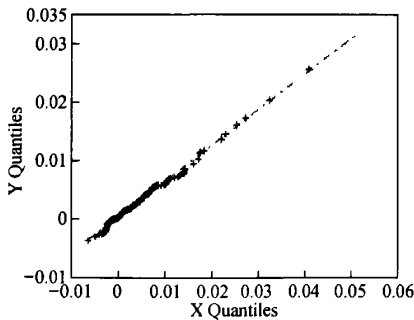
记录样本  $L_t^{(m)}$  并将其作为新样本集中的采样。将区间  $[0,1]$  按  $\lambda_k = \sum_{j=0}^k \omega_j (k=1,2,\cdots,N)$  分成  $N$  个小区间。当随机数  $\mu_l$  落在第  $m$  个区间  $I_m = (r_{m-1}, r]$  时,对应样本  $L_t^{(m)}$  复制到  $L_{t+1}^{(k)}$ 。重新赋权  $\omega_t^{(i)} = 1/N$ ,得到  $t$  时刻一组加权粒子  $(L_{t+1}^{(i)}, \omega_t^{(i)})_{i=1}^N$ 。

④ 令  $t=t+1$ ,返回①。

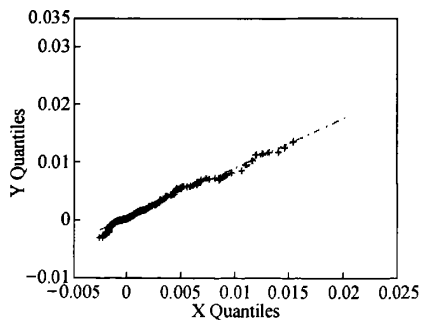
### 3.4 参数估计结果

应用粒子滤波估计方法和 2006-10-08~2007-10-08 的 Shibor 收益数据,得到粒子滤波参数参数估计的结果,如表 3 所示。

据,分别对拟合和预测结果做 QQ 图,结果如图 4、图 5 所示。QQ 图表明,带跳的 Vasicek 模型的拟合和预测的效果都要好于带跳的指数 Vasicek 模型。



(a) 拟合



(b) 预测

图 4 带跳的 Vasicek 模型的 QQ 图

为了比较拟合优度和预测精度,再使用下面几个误差项做分析。设  $\{Y_t\}$  和  $\{O_t\}$  分别表示实际值和模型的估计值或预测值,  $n$  为样本数。

均方差:

$$\text{msv\_error} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left[ \frac{Y_j - O_j}{Y_j} \right]^2 \quad (17)$$

平均绝对值误差:

$$\text{avg\_error} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{Y_j - O_j}{Y_j} \right| \quad (18)$$

最大绝对值误差:

$$\text{max\_error} = \max_j |(Y_j - O_j)/Y_j| \quad (19)$$

$$\text{per\_error} = \left( \sum_j \text{per}_j \right) / n$$

绝对值误差小于 1.5% 比例:

$$\text{per}_j = \begin{cases} 1 & |(Y_j - O_j)/Y_j| < 0.015 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

通过 10 000 次蒙特卡罗模拟得到的模型拟合与预测误差分析结果如表 4 所示。可见,带跳的 Vasicek 模型的拟合优度和预测误差均小于带跳的指数 Vasicek 模型。综上所述,带跳的 Vasicek 模型为 Shibor 适用的单因子利率模型。

### 5 结 语

通过考察 3 月期限 Shibor 收益数据的统计特征,发现了其所具有的均值回复性和厚尾性,进而初步选用具有这 2 个特征的单因素模型——带跳的

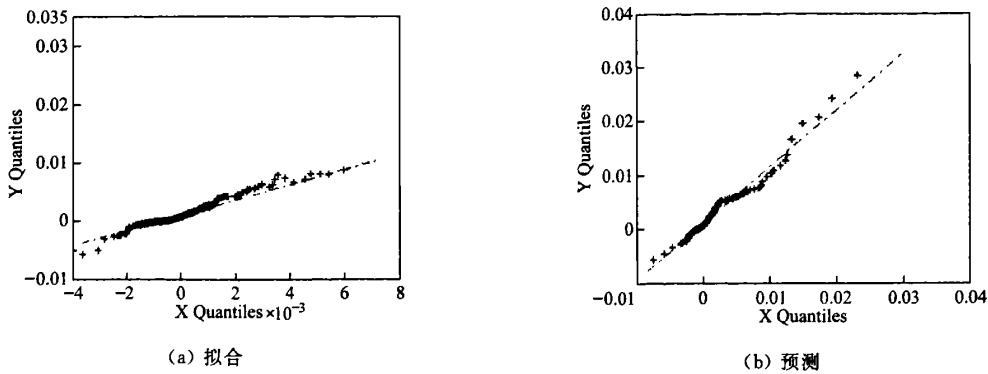


图 5 带跳的指数 Vasicek 模型的 QQ 图

表 4 2 个模型的拟合和预测的误差分析结果

| 误差分析               | 均方差                     | 平均绝对值误差                 | 最大绝对值误差 | 绝对值误差小于 5% 比例/% |
|--------------------|-------------------------|-------------------------|---------|-----------------|
| 带跳的 Vasicek 拟合误差   | $9.2718 \times 10^{-6}$ | $3.4873 \times 10^{-3}$ | 4.3051  | 92.3            |
| 带跳的指数 Vasicek 拟合误差 | $1.6163 \times 10^{-5}$ | $4.5079 \times 10^{-3}$ | 6.7162  | 86.1            |
| 带跳的 Vasicek 预测误差   | $1.0457 \times 10^{-4}$ | $1.0271 \times 10^{-2}$ | 3.4245  | 81.4            |
| 带跳的指数 Vasicek 预测误差 | $4.3662 \times 10^{-5}$ | $2.1941 \times 10^{-2}$ | 3.2786  | 78.3            |

Vasicek 模型和带跳的指数 Vasicek 模型来构建 Shibor 利率模型,通过进一步比较拟合优度和预测精度,给出了这两个模型的最终取舍。作为取舍前提的参数估计,常用的最小二乘法、最大似然估计和卡尔曼滤波等不适用,所以本文采用了粒子滤波算法。基于应用参数估计的结果对这 2 个模型的拟合优度和预测精度做了 QQ 图和误差项分析,结果均表明,带跳的 Vasicek 模型的拟合和预测误差均小于带跳的指数 Vasicek 模型,因此,带跳 Vasicek 模型可作为描述 Shibor 的短期单因子利率模型。本文的研究结论对于我国利率期限结构预期假设检验中的数据获取,Shibor 利率类衍生产品的定价,Shibor 利率风险的管理以及金融市场基准利率的选取具有重要的参考价值。但由于样本量的限制,本文模型选择范围划定为单因子模型,没有考虑多因子模型描述 Shibor 的适用性。随着时间的推移,Shibor 样本将日益丰富,进而可凭以考察 Shibor 适用的多因子模型。

参考文献:

[1] 姚 秦,陈晓平. SHIBOR:背景、机制及对人民币衍生产品的机遇[J]. 上海金融,2007(2):32-34.  
[2] 李 彪,杨宝臣,袁二明. 一类短期利率模型的最优估计、选择与定价应用[J]. 系统工程,2007,25(5):49-54.  
[3] 潘冠中,马晓兰. 应该用哪一个模型来描述中国货币市场利率的动态变化[J]. 数量经济技术经济研究,2006(12):54-63.  
[4] 范龙振. 短期利率模型在上交所债券市场上的实证

分析[J]. 管理科学学报,2007,10(2):80-88.  
[5] 皮天雷,李未无. 对资产收益率“尖峰厚尾”现象的探讨[J]. 统计与决策,2004,172(4):10-11.  
[6] Jarque C M, Bera A K. A test for normality of observations and regression residuals[J]. International Statistical Review, 1987,55(22):163-172.  
[7] Hammersly J M, Morton K W. Poor man's Monte Carlo[J]. Journal of the Royal Statistical Society B, 1954,16(1):23-38.  
[8] Gordon N, Salmond D. Novel approach to non-linear and non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. Proc of Institute Electric Engineering, 1993, 140(2):107-113.  
[9] Raggi D, Bordignon S. Comparing stochastic volatility models through Monte Carlo simulations [J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2006, 50(7):1678-1699.  
[10] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filter for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.  
[11] 胡素华,张世英,张 彤. 双指数跳跃扩散模型的 MCMC 估计[J]. 系统工程学报,2006,21(2):113-118.  
[12] Johannes M. The statistical and economic role of jumps in continuous-time interest rate models [J]. The Journal of Finance, 2004,59(1):227-260.  
[13] Zhou Y, Qin X, Shang Q, et al. Reduced credit risk measurement model with particle filtering approach [C]//The 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications conference. Singapore: 2008 IEEE, 978-1-4244-1718-6/08.