

□数量经济理论及应用

# 基于 ANN 方法对汇率波动 非线性的检验与预测比较

庞晓波, 孙叶萌, 王 晨

**【摘要】** 针对汇率制度改革以来人民币/美元汇率的波动表现, 我们分别利用 EGARCH 模型、STAR 模型和 ANN 模型对其波动的规则性表现进行了分析。基于神经网络模型实现了对汇率波动的非线性检验, 通过拟合效果和预测精度的比较发现, EGARCH 模型的拟合效果好于 ANN 模型, 但预测精度恰恰相反。通过检验判别的汇率波动为非线性的事实说明, 我国汇率波动已经具有了反映国内外经济景气变化的信号功能。

**【关键词】** 汇率; 非线性检验; STAR 模型; ANN 模型

**【基金项目】** 教育部人文社会科学重点研究基地重大项目 (06JJD790012)

**【收稿日期】** 2007-09-09

**【作者简介】** 庞晓波, 吉林大学商学院暨数量经济研究中心教授, 博士生导师。(吉林 长春 130012)

## 一、引言

汇率波动具有极其复杂的原因, 以至于基于各种因果模型的分析都缺乏解释能力。这使得汇率波动的研究主要集中于时间序列特征的识别, 汇率预测也主要采用时间序列分析方法。然而我们还发现, 像 GARCH、TGARCH 和 EGARCH 这类时间序列模型, 有时候能够用来捕捉汇率波动的某些重要特征。如李凯和张稳瑜针对美元/日元的高频汇率数据, 用 GARCH 类模型发现汇率波动的“尖峰厚尾”特征, 验证了汇率市场在信息不对称条件下对好消息和坏消息有不同程度的波动反应。<sup>[1]</sup>但是, 王佳妮和李文浩的研究发现, 对于 1999—2004 年期间的欧元、日元、英镑、澳元四种外币对美元汇率波动, EGARCH 模型不适合于对汇率数据的拟合。<sup>[2]</sup>这种现象是正常的, GARCH 类模型对于分析较为复杂的时间序列来说确实是一种有效的方法, 但不可能用来解释任何国家任何时间段的汇率波动。

区制转移模型是另一种经常用于分析金融时间序列的非线性模型。在汇率波动分析与预测中也有应用。谢赤、戴克维和刘潭秋曾经用平滑过渡自回归 (STAR) 模型研究人民币实际汇率的动态行为, 其结论认为, 在固定汇率和管理浮动汇率制度下, 人民币实际汇率表现出不同的动态特征, 且在两种制度之间的转换是迅速的。<sup>[3]</sup>刘潭秋通过采用线性和非线性一元时间序列模型的分析发现, 人民币实际汇率具有显著的非线性行为特征, 且自我激励阈值自回归模型和平滑过渡

自回归模型对人民币实际汇率历史数据有比较好的拟合效果。<sup>[4]</sup>此外，徐立本和罗士勋曾采用人工神经网络（ANN）方法，对人民币/美元汇率预测进行了有益的尝试。<sup>[5]</sup>

随着我国汇率制度改革的深化，汇率波动不仅体现人民币币值的变化，也具有了综合反映我国经济与外国经济景气变化的信号作用。所以，从其时间序列中捕捉其波动的规律性表现，预测其未来变化，对于宏观经济调控和汇率管理具有重要意义。因此，针对我国汇率波动的基础数据，既要研究如何及时捕捉汇率波动的特征表现，又要研究如何对汇率做出预测。本文主要针对 EGARCH 模型、平滑过渡自回归模型（STAR）和人工神经网络模型（ANN），研究比较了各自在拟合汇率波动上的能力和预测能力。特别是将 ANN 模型用于汇率波动的非线性检验，有力地支持了汇率波动序列是非线性时间序列的判断。

## 二、人民币汇率波动特征的识别与检验

GARCH 类模型、平滑过渡自回归模型（STAR）以及人工神经网络模型（ANN）都属于非线性模型，所以，应用这些模型进行时间序列分析的前提是，必须对序列的非线性做出判断，尤其是应当进行统计检验。但是，GARCH 类模型和区制转移模型本身并不能用来做序列的线性与非线性检验，只能通过对序列的拟合精度表现来判断。人工神经网络模型不仅可以用于预测，也可以用来进行非线性检验。

我们选择自新汇率制度实施以来，2005 年 7 月 22 日至 2007 年 3 月 13 日期间 398 个交易日的人民币/美元汇率数据（数据来自于 Wind 资讯，原始数据略）作为样本，对其进行非线性识别与检验。

首先采用 ADF（Augmented Dickey-Fuller）单位根测试方法对序列平稳性进行检验。原假设是被检验序列具有单位根，为非平稳序列；备则假设是被检验序列不具有单位根，为平稳序列。分别针对原始汇率数据（用  $R$  表示）和汇率的一阶差分数据（用  $\Delta R$  表示）计算的统计量如表 1。

表 1 ADF 单位根测试结果

| 测试等式类型   | ADF 统计量 |            | 临界值     |         |
|----------|---------|------------|---------|---------|
|          | $R$     | $\Delta R$ | 1% 临界值  | 5% 临界值  |
| 含截距项     | -1.2616 | -21.0906   | -3.4461 | -2.8684 |
| 含趋势项与截距项 | -2.8710 | -21.0715   | -3.9806 | -3.4208 |
| 无趋势项与截距项 | -2.8703 | -20.7172   | -2.5706 | -1.9416 |

上述结果表明，进行一阶差分处理后，各类 ADF 的统计量都小于相应的临界值。因此，将原始数据按取对数并进行差分处理，记

$$y_t = 100 \times (\ln R_t - \ln R_{t-1}) \quad (1)$$

针对该序列计算的基本统计特征值列于表 2。

表 2 汇率的对数差分序列的统计特征

| 统计量 | 均值      | 最大值    | 最小值     | 标准差    | 偏度       | 峰度       | Jarque-Bera | Prob   |
|-----|---------|--------|---------|--------|----------|----------|-------------|--------|
| $Y$ | -0.0162 | 0.2064 | -2.0175 | 0.1173 | -12.1340 | 207.2359 | 724408.4    | 0.0000 |

从表2可以看出,该序列峰度非常大。从偏度来看,呈现左偏现象。从 Jarque-Bera 统计量来看,其统计值很大,而伴随概率为0,表明该序列不服从正态分布。从而支持汇率波动是非线性的判断。图1为该序列的波动态势。

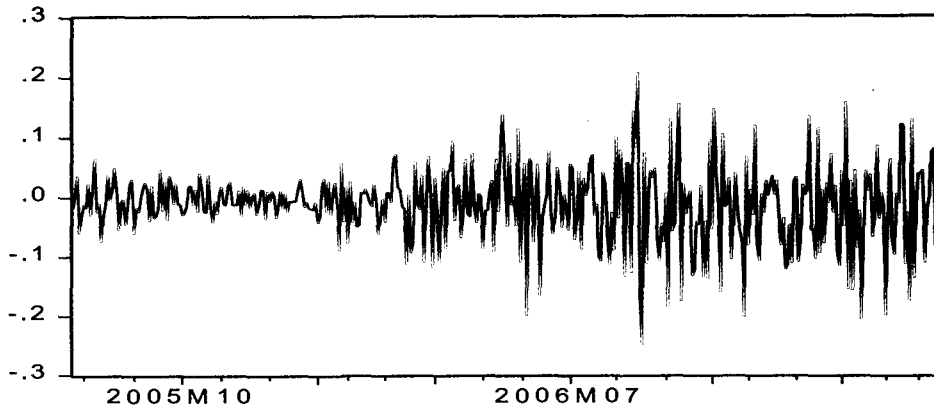


图1 汇率的对数差分序列

要确认一个时间序列是否是非线性序列,必须运用适当的方法进行检验。由于 GARCH 类模型和 STAR 模型不是检验时间序列是否是非线性的恰当方法,必须寻求其他有效的检验方法完成这件事。由于神经网络方法不仅可以很好地捕捉到序列的非线性特征,而且能够对线性假设给出肯定或否定的判断,White, Lee 和 Granger 给出了一种基于神经网络(ANN)的非线性时间序列检验方法。<sup>[6]</sup>以下将该方法用于汇率的对数差分序列进行检验。

考虑具有  $q$  个隐含层节点,  $p$  阶滞后的 ANN ( $p, q$ ) 模型:

$$y_t = x'_t \varphi + \sum_{j=1}^q \beta_j G(x'_t \gamma_j) + \varepsilon_t \quad t = 1, \dots, n \quad (2)$$

其中,  $x_t = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-p})$ 。从该模型可见,如果  $y_t$  为线性时间序列,隐含层  $\sum_{j=1}^q \beta_j G(x'_t \gamma_j)$  应该为 0 (至少等于常数)。所以建立原假设:  $H_0: \beta_1 = \dots = \beta_q = 0$ , 即序列为线性。检验步骤如下:先用自回归模型估计  $y_t$  的阶数  $p$ , 残差为  $\hat{u}_t$ 。然后,将任意的值赋给  $\gamma_{i,j}^*$ ,  $i = 0, \dots, p, j = 0, \dots, q$ , 并计算激励函数  $G(x'_t \gamma_j^*)$ ,  $j = 1, \dots, q$ 。统计量  $nR^2$  可由以下的回归方程得出:

$$\hat{u}_t = x_t \alpha + \delta_1 G(x'_t \gamma_1^*) + \delta_2 G(x'_t \gamma_2^*) + \dots + \delta_q G(x'_t \gamma_q^*) + \eta_t \quad (3)$$

这个联合检验统计量服从自由度为  $q$  的  $\chi^2$  分布。最后,通过  $q$  值和一定显著水平下的值  $\chi^2$  确认原假设是否成立。

通过对汇率的对数差分序列进行计算得到的结果是:序列  $y_t$  的滞后阶数  $q = 10$ , 对应于不同  $p$  值的统计量列于表 3。

表3 ANN方法检验人民币汇率的对数一阶差分序列

| $p$ | 1     | 2     | 3     | 4     |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 统计量 | 0.807 | 0.832 | 0.333 | 0.212 |

在显著性水平为 0.05 时,  $\chi^2$  分布的临界值为 18.037。因此,拒绝该序列为线性序列的假设,从而接受人民币汇率的对数一阶差分序列为非线性序列。

### 三、EGARCH 模型、STAR 模型和 ANN 模型的估计

为了比较全面地捕捉汇率波动的非线性特征表现,以及识别 EGARCH 模型、STAR 模型和 ANN 模型的拟合效果,我们从 398 个样本中提取前 298 个样本,用来作为三种模型的参数估计数据,后 100 个样本数据用于预测精度的比较。

#### 1. EGARCH 模型的估计

EGARCH 模型的结构为:

$$\ln\sigma_t^2 = \alpha_0 + \gamma_1 \frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha_1 \left| \frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} \right| + \beta_1 \ln\sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

EGARCH (1, 1) 的参数估计结果如表 4。

表 4 EGARCH (1, 1) 的参数估计值

| 参数         | 系数        | 标准差      | 概率     |
|------------|-----------|----------|--------|
| $\alpha_0$ | 0.030052  | 0.001068 | 0.0000 |
| $\alpha_1$ | -0.028680 | 0.000600 | 0.0000 |
| $\gamma_1$ | 0.199445  | 0.003772 | 0.0000 |
| $\beta_1$  | 0.997002  | 0.000230 | 0.0000 |

#### 2. 平滑过渡自回归 (STAR) 模型的估计

平滑过渡自回归模型 (Smoothing Transition AutoRegressive Models, STAR) 由 Granger 和 Terasvirta 提出。<sup>[7]</sup> 目前已经形成了一套较为成熟的建模程序,包括模型的设定、估计和诊断测试,与 Box 和 Jenkins 的方法很相似。一个双区制 STAR 模型的一般表达式为:

$$y_t = (\mu_1 + \sum_{i=1}^k \alpha_{1i} y_{t-i}) + (\mu_2 + \sum_{i=1}^k \alpha_{2i} y_{t-i}) \cdot G(y_{t-d}; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (5)$$

其中,  $y_t$  是被考察的时间序列,  $\mu_1$  和  $\mu_2$  是常数,  $k$  是模型滞后阶数,  $\alpha_{1i}$  和  $\alpha_{2i}$  为参数,  $\varepsilon_t$  是误差项。为便于估计,一般假设其服从均值为 0, 方差为常数的正态分布;  $G(\cdot)$  是一个连续的过渡函数,取值范围为  $[0, 1]$ , 它决定了区制转换。过渡参数  $\gamma > 0$ , 决定了区制间过渡的平滑性和速度大小,  $y_{t-d}$  是过渡变量,  $d$  是延迟参数,  $c$  是阈值变量。对于过渡函数  $G(\cdot)$ , 常见的形式有 logistic 函数和指数函数, 本文选择 logistic 函数, 即使用 LSTAR 模型, 其表达式为:

$$G(y_{t-d}; \gamma > 0, c) = \frac{1}{1 + \exp\{-\gamma(y_{t-d} - c)\}} \quad (6)$$

在对 STAR 模型进行估计时, 须将式 (5) 改写成如下形式:

$$\Delta y_t = (\mu_1 + \rho_1 y_{t-1} + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_{1i} \Delta y_{t-i}) + (\mu_2 + \rho_2 y_{t-1} + \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_{2i} \Delta y_{t-i}) \cdot G(y_{t-d}; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (7)$$

按照 STAR 模型估计的步骤, 首先采用 AR 模型进行估计, 得出的滞后阶数为 2, LSTAR 模型的估计结果如表 5。

#### 3. 人工神经网络模型

人工神经网络 (ANN) 模型是由简单单元构成的能够进行大规模信息处理的非线性模型, 是用系统方法对人脑神经网络的计算、认知与推理功能的模拟。一个典型的神经网络结构包括三个层次: 输入层、隐含层和输出层。图 2 为一个 4 输入、2 隐含层节点的神经网络结构图。

表 5 LSTAR 模型估计结果

| 参数          | 系数      | 标准差    | HCC 标准差 |
|-------------|---------|--------|---------|
| 常数项 $\mu_1$ | -0.2621 | 0.2238 | 1.2321  |
| $y(t-1)$    | 0.6258  | 4.2613 | 5.1018  |
| $y(t-2)$    | -5.9208 | 6.0763 | 27.459  |
| 常数项 $\mu_2$ | 0.0031  | 0.0094 | 0.0067  |
| $\gamma$    | 11.2913 | 0.6935 | 1.7455  |
| $C$         | 0.0078  | 0.0105 | 0.0459  |

ANN 模型的估计的步骤为:

- 1) 确定隐含层节点数;
- 2) 网络参数初始化, 并初始化权值;
- 3) 读入训练样本;
- 4) 计算累计误差;
- 5) 判断累计误差是否小于给定误差精度;
- 6) 如果达不到精度要求, 则继续训练, 依次计算权值修改信号:  $\delta_j^k$ ;
- 7) 修改权值, 继续训练, 直到达到误差精度要求。

估计结果为:  $p=1, q=3$ , 即 ANN 的结构为 1 阶自回归, 隐含层节点个数为 3 个。

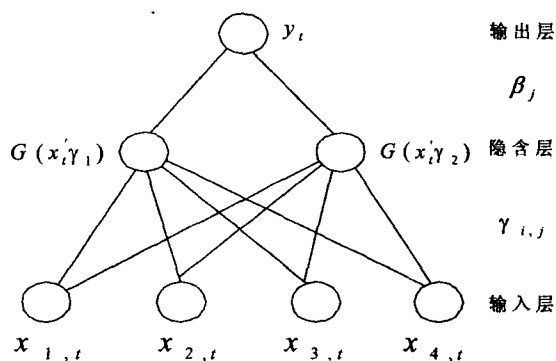


图 2 ANN 模型的结构

#### 四、三类模型的预测效果比较

##### 1. 拟合效果的比较

首先对拟合效果进行比较。根据以上对三个模型的估计, 计算 AIC 和 SC 两个反映拟合效果的指标值如表 6 所示。

结果表明, EGARCH (1, 1) 模型对该序列的拟合效果最好, ANN 模型次之。由于 EGARCH 模型参数  $\gamma_1$  显著不为 0, 说明人民币汇率市场确实存在着信息的不对称。而  $\gamma_1$  的显著大于 0 说明好消息对汇率的冲击大于坏消息。

##### 2. 预测比较

由于引起汇率波动的因素很多, 对其未来的波动做出预测是件困难的事。有些模型虽然可以实现对历史数据较好拟合, 但预测能力较弱。为了对上面三种模型的

表 6 三类模型拟合效果的比较

| 模型            | AIC   | SC    |
|---------------|-------|-------|
| EGARCH (1, 1) | 2.509 | 2.557 |
| LSTAR         | 4.075 | 4.147 |
| ANN (1, 3)    | 3.938 | 3.422 |

表 7 三类模型预测精度的比较

| 模型            | MSE      |
|---------------|----------|
| EGARCH (1, 1) | 0.006680 |
| LSTAR         | 0.006197 |
| ANN (1, 3)    | 0.000067 |

预测能力进行比较,将样本期内第 299 至第 398 期的数据作为检验数据,以样本均方误差 MSE 作为预测精度的评价指标,其定义为:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{k-1} (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (8)$$

其中  $m$  为预测样本的个数,  $\hat{y}_i$  为预测值,  $y_i$  为实际观测值。进行动态预测,并计算三类模型的预测精度指标 MSE,结果如表 7 所示。该结果显示,人工神经网络模型的预测精度最高。这说明,具有良好拟合效果的模型(EGARCH)在预测精度上却不如拟合效果较差的模型(ANN)。这也是非线性时间序列的预测要比线性时间序列预测更为复杂的表现。

为了更清晰地比较三种模型的预测能力,将三种模型预测得到的对数收益率序列还原为原序列,并与实际数据进行比较。图 3、图 4 和图 5 分别给出了 EGARCH 模型、STAR 模型和 ANN 模型预测得到的序列和原序列的比较图形。

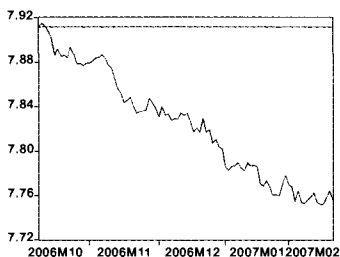


图 3 EGARCH 模型

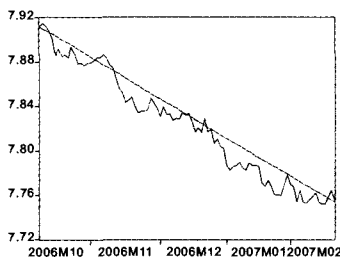


图 4 STAR 模型

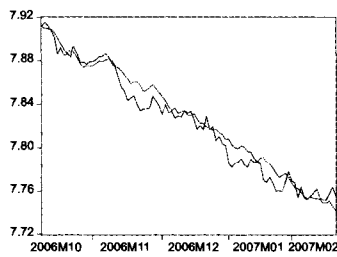


图 5 ANN 模型

## 五、结 论

对我国汇率制度改革以来人民币/美元汇率的日数据进行的非线性检验结果说明,汇率波动已经具有了综合反映国内和国外经济景气的紧密联系性的作用。因为汇率波动表现的背后,是复杂的国内和国外的经济景气变化。如果汇率波动显示出简单的线性特征,则是与复杂的国内外经济背景相背离的表现,或者偶然发生的景气依赖具有简单的规则。从而,汇率波动的非线性,也表明其具有了通过它识别国内外经济景气变化的信号作用。

EGARCH 模型、STAR 模型和 ANN 模型在对汇率波动的拟合效果与预测精度的非一致性说明,单纯依靠模型的拟合效果来判断汇率波动的特征表现具有某种片面性,汇率波动的过程难于用某一种时间序列模型给予恰当的表达。同时,也反映出汇率波动的规则具有显著的阶段性或易变性。

### [参考文献]

- [1] 李凯,张稳瑜. 基于 ARCH 族高频日汇率波动的实证分析 [J]. 现代管理科学, 2005 (3).
- [2] 王佳妮,李文浩. GARCH 模型能否提供好的波动率预测 [J]. 数量经济技术经济研究, 2005 (6).
- [3] 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 (3).
- [4] 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).
- [5] 徐立本,罗士勋. 购买力平价理论在人民币汇率预测中的应用 [J]. 吉林大学社会科学学报, 2005 (3).
- [6] WHITE H, LEE T H, GRANGER C W J. Testing for neglected nonlinearities in time series models [J]. Journal of Econometrics, 1993, 56: 269 - 290.
- [7] GRANGER C W J, Terasvirta T. Modelling nonlinear economic relationships [M]. New York: Oxford University Press, 1993.

[责任编辑:赵东奎]