

半参数 STAR 模型的估计及应用

蔡楠¹, 方颖²

(1. 东北财经大学 财政税务学院, 大连 116025; 2. 厦门大学 王亚南经济研究院, 厦门大学计量经济学教育部重点实验室, 福建省统计科学重点实验室, 厦门 361005)

摘要 文中首次提出了一个新的 STAR 模型, 在保留了转换函数的前提下, 让转换变量以非参数的形式进入转换函数, 从而有效减少了模型误设的风险, 提高了样本内拟合和样本外预测的能力. 蒙特卡罗实验的结果显示半参数 STAR 模型的有限样本拟合结果令人满意. 利用 1994 年 1 月到 2012 年 7 月的人民币实际有效汇率月度数据, 将半参数 STAR 模型和随机游走模型、自回归模型、门限自回归模型、平滑转换自回归模型和人工神经网络模型的样本外预测能力进行比较, 结果显示半参数 STAR 模型在样本外预测能力上具有显著优势.

关键词 STAR 模型; 半参数估计; 样本外预测

Estimation of semi-parametric STAR model and its application

CAI Nan¹, FANG Ying²

(1. School of Public Finance & Taxation, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China; 2. The Ministry of Education Key Laboratory of Econometrics, Fujian Key Laboratory of Statistical Science, The Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract This paper proposes a new semi-parametric STAR model in which we allow transition variables to enter into the transition function nonparametrically but the transition function itself is a known parametric form. The new model can avoid the risk of misspecification and improve the in-sample goodness of fit and the out-of-sample forecasts. Monte Carlo simulations show that the estimates have good finite sample performance. Using the monthly real effective exchange rates from January 1994 to July 2012, we find that the new model outperforms other popular models such as the random walk model, the autoregressive model, the threshold autoregressive model, the smooth transition autoregressive model and artificial neural network model in terms of out-of-sample forecasting ability.

Keywords STAR model; semiparametric estimation; out-of-sample forecasting

1 引言

一直以来, 宏观经济预测是国民经济管理和计量经济学理论中的一个重要课题, 提高宏观经济预测的科学性和精确性对于政府的经济决策和监督管理具有十分重要的现实意义. 宏观计量经济学得到计量经济学家和统计学家的普遍关注, 发展迅速, 是国际学术界的研究热点之一, 并且已被成功应用到宏观经济预测中 (Bernanke, Boivin 和 Eliasziw^[1]). 而近几年这一领域最大的发展就是将非线性时间序列模型用于宏观经济预测.

随着中国统计体系的完善, 指标结构的优化以及定期公布的月度宏观数据的积累, 我国已经具备进行科学宏观经济预测的数据基础. 但是, 中国自改革开放以来, 社会经济发展一直处于转型阶段, 在从计划经济向市场经济过渡的过程中, 宏观经济政策目标的调整、宏观经济调控手段的创新、国民经济统计方法和统计口径的变动、以及社会经济制度层面的变革都可能使宏观变量之间的经济关系出现时变性和非线性的特点. 如何提出更能适合时变性和非线性特点的新的理论模型, 并在实践中能够有效地提高中国宏观经济预测的效果

收稿日期: 2012-11-09

资助项目: 国家自然科学基金 (70971113, 71271179); 国家自然科学基金重点项目 (71131008)

作者简介: 蔡楠 (1979-), 男, 汉, 宁夏人, 博士, 讲师, 研究方向: 数量经济学, E-mail: cainan2006@163.com; 方颖 (1973-), 通讯作者, 男, 汉, 上海人, 博士, 副教授, 研究方向: 数量经济学, E-mail: yifst1@gmail.com.

是一个紧迫而具有挑战性的工作。

在计量经济学的理论文献中,常见的非线性时间序列参数模型主要包括马尔可夫机制转化模型 (Markov switching model, Hamilton^[2]), 门限自回归模型 (threshold autoregressive model, 简称 TAR, Tong^[3]), 以及最为流行的平滑转化自回归模型 (smooth transition autoregressive model, 简称 STAR, Terasvirta^[4])。这三种模型考虑了各种不同形式的机制转换行为,最主要的区别在于如何处理机制转换结构中的信息。典型的马尔可夫机制转换模型假定机制转换由外生的不可观测的马尔可夫链决定,这里没有对机制变化发生的原因以及这些变化的时间做出解释;门限自回归模型允许机制变化是内生的,其中决定机制转换的变量是可观测的,但是引起机制转换的门限值却是不可直接观测的,转换机制是离散的;而平滑转化自回归模型在两个极端机制之间的变化为平滑或逐渐的变化。而且通过选择不同的平滑变量 (smoothness variable) 的值,门限自回归模型可以看作是 STAR 模型的一个特例。当 STAR 模型的转换方程 (transition function) 被定义为转化变量 (transition variable) 本身时,并且假定这个转换变量是一个离散的指示变量,取值 0 和 1,服从马尔可夫过程,那么马尔可夫转化模型也是 STAR 模型的另一个特例。STAR 模型可以更为现实地描述连续的状态转化和结构变化,因而被广泛地应用于预测工业产出、实际汇率、失业率等主要宏观时间序列,参见 Lundbergh 和 Terasvirta^[5], Van Dijk, Terasvirta 和 Franses^[6]。

平滑转化自回归模型是对转换回归模型 (Quandt^[7]) 的拓展,它通过引入转换方程,将离散、突变的机制转换方式变成连续、平滑的方式。在 STAR 模型理论早期的发展阶段,统计学家和计量经济学家关注的焦点主要集中在选取转换函数的具体形式, Bacon 和 Watts^[8] 最早采用双曲切线函数。Goldfeld 和 Quandt^[9] 和 Chan 和 Tong^[10] 则主张当转换函数为非对称的时候,应采用正态累积分布函数;当转换函数为对称的时候,应采用正态概率密度函数。Maddala^[11] 提出指数形式的转换函数, Haggan 和 Ozaki^[12] 提出对数形式的转换函数。Terasvirta^[4] 和 Eirtheim 和 Terasvirta^[13] 完善了 STAR 模型理论,他们不但确定 STAR 模型的具体形式,而且给出从模型检验、识别、估计到评价一套完整的程序,使 STAR 模型理论走向成熟。之后,STAR 模型得到多方面的拓展, Van Dijk, Franses 和 Lucas^[14] 将 STAR 模型由二机制拓展为四机制; Lundbergh, Terasvirta 和 Van Dijk^[15] 将时间变量引入 STAR 模型,使其具有时变特征; Lundbergh 和 Terasvirta^[16] 放弃扰动项独立同分布的假设,容许条件异方差,得到 STAR-GARCH 模型。STAR 模型的平滑转换的思想还被应用到其它模型的拓展,比如向量自回归模型被拓展成平滑转换向量自回归模型 (Van Dijk, Terasvirta 和 Franses^[6]); 误差修正模型被拓展成平滑转换误差修正模型 (Granger 和 Swanson^[17]); 固定效应面板数据模型被拓展成面板平滑转换回归模型 (Gonzalez, Terasvirta 和 Van Dijk^[18])。近几年,我国的学者也用 STAR 模型研究了中国的经济问题,比如,刘谭秋^[19] 和刘柏和赵振全^[20] 用 STAR 模型研究了人民币汇率问题;王成勇和艾春荣^[21] 用 STAR 模型研究了经济周期问题;张凌翔和张晓峒^[22] 用 STAR 模型研究了通货膨胀的周期性波动。

但是,经济学家通过大量的实证研究发现,STAR 模型虽然能很好地拟合数据,给出很好的经济学解释,样本外预测能力却无法令人满意。Sarantis^[23] 对 STAR 模型和线性模型在样本外预测方面的表现做了比较,结果显示 STAR 模型并没有明显的优于线性模型。Stock 和 Watson^[24] 将 STAR 模型应用于预测多组美国月度宏观数据,结果显示,大多数情况下 STAR 模型的样本外预测能力不及线性模型,但却比神经网络模型要好。Boero 和 Marrocu^[25] 用多个汇率收益率数据比较不同模型的预测结果,发现 STAR 模型的样本外预测能力不及线性模型,但在不同的样本期间分开预测时,非线性模型的预测能力则超过线性模型。Terasvirta、Van Dijk 和 Medeiros^[26] 用 G7 经济体 47 个宏观经济变量比较 AR 模型, STAR 模型和神经网络模型的预测能力,发现在进行点预测时,STAR 模型的预测能力好于 AR 模型。Rapach 和 Wohar^[27] 在比较不同模型在对美元实际汇率样本外预测能力时,发现在短期预测方面,STAR 模型的预测结果与 AR 模型的预测结果基本相似,而在长期预测方面,STAR 模型的预测效果则优于 AR 模型。

这种现象的产生是因为 STAR 模型理论存在一些缺陷,特别是 STAR 模型的转换变量进入转换函数的方式过多依赖一些先验的函数形式假设,存在模型误设的风险。这些问题严重制约实证分析研究,对模型预测的效果产生重要影响。为了解决这个问题,本文用非参数方法拓展 STAR 模型,首次提出半参数 STAR 模型。我们保持 STAR 模型基本形式不变,让转换变量以非参数的形式进入转换函数,这样即完整地保留了 STAR 模型的解释能力,又解决了模型误设问题,提高了模型的预测能力。我们用蒙特卡罗实验验证了半参数 STAR 模型的估计效果,结果显示半参数 STAR 模型对数据的拟合令人满意。最后,我们比较了半

参数 STAR 模型和文献中其它常见模型的样本外预测能力, 包括随机游走模型 (random walk model, 简称 RW)、自回归模型 (autoregressive model, 简称 AR)、门限自回归模型 (threshold autoregressive model, 简称 TAR)、平滑转换自回归模型 (smooth transition autoregressive model, 简称 STAR)、人工神经网络模型 (artificial neural network model, 简称 ANN) 等, 发现半参数 STAR 预测能力要优于这些模型。

本文的结构安排如下: 第二节介绍半参数 STAR 模型及其估计方法; 第三部分是蒙特卡罗模拟实验; 在第四部分我们比较了半参数 STAR 模型和其它一些常用模型的样本外预测能力; 最后一部分是结论。

2 半参数 STAR 模型

2.1 基本 STAR 模型

半参数 STAR 模型是对传统 STAR 模型的拓展, 因此, 我们有必要先简单介绍标准的 STAR 模型. 对时间序列变量 y_t , 一个二机制 STAR 模型的一般形式为:

$$y_t = \phi_{1,0} + \sum_{j=1}^p \phi_{1,j}y_{t-j} + \left(\phi_{2,0} + \sum_{j=1}^p \phi_{2,j}y_{t-j} \right) G(s_t; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (1)$$

或者

$$y_t = \phi_1' x_t + \phi_2' x_t G(s_t; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (2)$$

其中 $x_t = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-p})'$ 为自变量, $\phi_i = (\phi_{i,0}, \phi_{i,1}, \dots, \phi_{i,p})'$, $i = 1, 2$, 是自变量的系数, ε_t 为随机扰动项. STAR 模型可以看做两个 p 阶线性自回归模型 (AR(p)) 的组合, 这也被称为两种不同的机制. $G(s_t; \gamma, c)$ 为转换函数, 它是一个连续函数, 取值范围为 $[0, 1]$, s_t 是转换变量, c 是门限变量, $\gamma > 0$ 为平滑变量, 它决定了数据生成过程从一个机制到另一个机制的转换速度和转换的平滑度. Van Dijk, Terasvirta 和 Franses^[6] 指出转换变量 s_t 可以是外生变量 ($s_t = z_t$)、内生变量 (取 y_t 的滞后变量) 或者是内生变量的函数, 甚至可以取为时间变量 t . 但是文献中使用的最多的还是将 y_t 的滞后变量作为转换变量, 因此本文主要考察这种情形. 当 $G(s_t; \gamma, c) = 0$ 时, y_t 服从某一个 AR(p); 当 $G(s_t; \gamma, c) = 1$ 时, y_t 服从另一个 AR(p); 当 $0 < G(y_{t-d}; \gamma, c) < 1$ 时, y_t 在两种机制之间平滑的转换. 因此, y_t 在两种机制之间如何转换取决于转换函数 $G(s_t; \gamma, c)$ 的具体函数形式. 在文献中最常用的转换函数有两种, 一种为逻辑函数形式, 见 (3) 式.

$$G(s_t; \gamma, c) = \frac{1}{1 + \exp\{-\gamma(s_t - c)\}} \quad (3)$$

我们将采用这种形式转换函数的 STAR 模型称为逻辑平滑转换自回归模型 (LSTAR). 转换函数为 (3) 式的 STAR 模型也被称为一阶 LSTAR 模型, 当转换函数为 (4) 式时, 我们称这样的 STAR 模型为 n 阶 LSTAR 模型, 它可以用来描述更加复杂的机制转换方式.

$$G(s_t; \gamma, c) = \frac{1}{1 + \exp\{-\gamma \prod_{i=1}^n (s_t - c_i)\}} \quad (4)$$

另一种常用的转换函数为指数函数形式, 如 (5) 式所示

$$G(s_t; \gamma, c) = 1 - \exp\{-\gamma(s_t - c)^2\} \quad (5)$$

采用这种形式转换函数的 STAR 模型称为指数平滑转换自回归模型 (ESTAR).

STAR 模型能够很好地刻画两个机制之间的平滑转换的动态特征, 具有良好的经济学含义, 样本内拟合的效果也很好, 但是大量的实证研究也证明它的样本外预测能力不尽如人意, 这个问题很有可能是转换变量进入转换函数方式引起的. 这是因为: 第一, 从 (3)~(5) 式可以看到, 转换变量以特定的参数形式进入转换函数, 但是这种设定并没有理论依据, 是根据经验积累所得, 而实际数据的转换变量起作用的方式不仅限于此, 还可能存在其他形式; 第二, 根据现有 STAR 模型的建模理论, 我们无法有效识别 ETSTAR 模型和 LSTAR 模型, Granger 和 Terasvirta^[28] 和 Terasvirta^[4] 就曾指出即使严格按照他们给出建模方法构造 STAR 模型, 仍有很大的可能性犯错误, 最终选择错误的模型形式; 第三, Van Dijk, Terasvirta 和 Franses^[6] 讨论了平滑变量 γ 的估计问题, 指出目前 STAR 模型的估计方法无法对平滑变量 γ 取得精确地估计. 因此, 平滑变量 γ 的估计误差可能导致 STAR 模型样本外预测效果不佳. 针对以上三点可能导致 STAR 模型误设的原因, 本文提出的半参数 STAR 模型, 下面我们将具体介绍半参数 STAR 模型及其估计方法.

2.2 半参数 STAR 模型

为了解决上一小节提到的问题, 我们提出半参数 STAR 模型 (semi-parametric SATR). 基本思想是: 在完整保留了 STAR 模型基本形式不变的同时, 让转换变量以非参数形式进入转换函数, 这样我们就无须设定

门限变量的个数,不用估计平滑变量 γ ,而且半参数形式的转换函数可以刻画更多和更复杂的转换形式,因而避免了模型误设问题,与此同时还保留了 STAR 模型机制平滑转化特征.半参数 STAR 模型如下所示:

$$y_t = \phi_{1,0} + \sum_{j=1}^p \phi_{1,j}y_{t-j} + \left(\phi_{2,0} + \sum_{j=1}^p \phi_{2,j}y_{t-j} \right) G^*(f(s_t)) + \varepsilon_t \quad (6)$$

向量形式为

$$y_t = \phi_1'x_t + \phi_2'x_t G^*(f(s_t)) + \varepsilon_t \quad (7)$$

其中,

$$G^*(f(s_t)) = \frac{1}{1 + \exp\{f(s_t)\}} \quad (8)$$

从 (6)~(8) 式可以看到,除了转换方程 $G^*(f(s_t))$,半参数 STAR 模型的假设与经典 STAR 模型的完全相同.在形式上,半参数转换方程 (8) 与 LSTAR 模型的转换方程 (3) 非常相似,不同之处在于半参数 STAR 模型将函数 $f(s_t) = -\gamma \prod_{i=1}^m (s_t - c_i)$ 看做一个整体,当做 s_t 的函数,用非参数方法估计.与参数形式的转换方程相比,它有以下特点:第一,半参数形式的转换函数具有更高的灵活性,可以刻画更多和更复杂的转换方式,从而有效地避免了模型误设问题;第二,半参数 STAR 模型将 $f(s_t)$ 当做一个整体估计,无需估计平滑变量和门限变量,避免了这个问题对模型预测造成的影响;第三,采用半参数转换方程 $G^*(f(s_t))$ 可以保证它的取值在 0 到 1 之间.半参数 STAR 模型保留了经典 STAR 模型的解释能力,同时提高其样本外预测能力,这一点会在下面的章节详细阐述.

2.3 半参数 STAR 模型的估计

由于半参数 STAR 模型的非参数部分嵌套在对数形式的转化方程中,不能与参数部分相分离,需将参数部分和非参数部分分别估计.因此,我们提出了半参数 STAR 模型的三阶段估计法:

第一阶段:设 s_0 为在 s_t 领域内的格点 (grid point),我们首先对函数 $f(s_t)$ 在 s_0 处做一阶泰勒展开

$$f(y_{t-d}) \approx a + b(s_t - s_0) \quad (9)$$

则,半参数 STAR 模型可表示为

$$y_t \approx \phi_1'x_t + \phi_2'x_t \frac{1}{1 + \exp\{a + b(s_t - s_0)\}} + \varepsilon_t \quad (10)$$

我们将 ϕ_1, ϕ_2, a 和 b 视为 s_t 的函数,用局部线性估计法 (local linear estimation) 估计.如果我们对 $\{s_t\}_{t=1}^T$ 中每个点进行估计,则目标函数如 (11) 式所示:

$$L(\phi_1, \phi_2, a, b) = \sum_{i \neq j}^T \left(y_i - \phi_1'x_i - \phi_2'x_i \frac{1}{1 + \exp\{a + b(s_i - s_j)\}} \right)^2 K_{h_1}(s_i - s_j) \quad (11)$$

其中, $K_h(\cdot) = K(\cdot/h)/h$, $K(\cdot)$ 是一个核函数, h 是窗宽 (bandwidth).对每一个转换变量 $s_0 \in \{s_t\}_{t=1}^T$ 可以得到一组对应的参数估计值 $\{\hat{\phi}_1(s_0), \hat{\phi}_2(s_0), \hat{a}(s_0), \hat{b}(s_0)\}$.

第二阶段:由第一阶段得到的估计值 $\{\hat{\phi}_1(s_t), \hat{\phi}_2(s_t)\}_{t=1}^T$,取平均值作为 ϕ_1, ϕ_2 的最终估计值 $\{\tilde{\phi}_1, \tilde{\phi}_2\}$.即:

$$\tilde{\phi}_1 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\phi}_1(s_t), \tilde{\phi}_2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\phi}_2(s_t).$$

第三阶段:将第二阶段得到的 ϕ_1, ϕ_2 的估计值 $\{\tilde{\phi}_1, \tilde{\phi}_2\}$ 带入目标函数中,重新估计非参数部分

$$L(f) = \sum_{t=1}^T \left(y_t - \tilde{\phi}_1'x_t - \tilde{\phi}_2'x_t \frac{1}{1 + \exp\{f\}} \right)^2 K_{h_2}(s_t - s_0) \quad (12)$$

同样,对每一个转换变量 $s_0 \in \{s_t\}_{t=1}^T$ 可以得到一组对应的参数估计值 $\{\tilde{f}(s_t)\}_{t=1}^T$.

在第一阶段和第三阶段的非参数估计中,我们都使用 Epanechnikov 核函数¹:

$$K(u) = 0.75(1 - u^2)1(|u| \leq 1).$$

1. 在最小平均累积误差 (mean integrated squared error, 简称 MISE) 的意义上, Epanechnikov 核函数是最优的.但是研究也表明,与其它一些常用的核函数相比,比如 uniform, triangular, biweight, triweight, normal 等核函数,它们之间的 MISE 差别并不大 (参见 Wand 和 Jones^[29]).

但是, 在这两次非参数估计中, 我们使用不同的窗宽. 在第一阶段估计时, 为了减少偏差对第二阶段和第三阶段的影响, 需要选取一个较小的窗宽². 在第三阶段, 我们可以用 CV (cross validation) 方法选取窗宽.

3 蒙特卡罗模拟

我们做蒙特卡罗实验来检验本文提出的三阶段估计方法在有限样本的情况下半参数 STAR 模型的估计效果. 我们感兴趣的是, 对于不同形式的转换函数, 我们的方法是否能很好地估计模型系数, 特别是对非参数部分能否很好地估计. 为此, 我们考察三种不同的数据生成过程, 这三种数据生成过程的参数部分, 即自回归部分, 完全一样, 区别在于采用不同转换函数: 这三种转换函数为文献中最常用的三种, 即为一阶对数函数, 二阶对数函数和指数函数三种形式. 具体的数据生成过程如下所示:

$$y_t = 0.3 - 0.4y_{t-1} + (-0.7 + 0.6y_{t-1})G(s_t) + e_t \quad (13)$$

其中, 转换变量 s_t 服从均匀分布 $U(-3, 3)$, e_t 为随机扰动项, 服从正态分布 $N(0, 0.2^2)$. 对应三种数据生成过程, $G(s_t)$ 分别采用 $1/(1 + \exp\{-2s_t\})$, $1/(1 + \exp\{-0.5(s_t - 1)(s_t + 1)\})$, $1 - \exp\{-0.5s_t^2\}$ 三种形式. 为了表述方便, 我们分别用 LSATR1, LSTAR2 和 ESTAR 来代表这三种数据生成过程. 在样本量分别为 200, 500 和 800 时, 对每一种情形我们重复做 1000 次蒙特卡罗模拟.

参数部分的蒙特卡罗模拟结果列于表 1(见附件). 其中, ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 和 ϕ_4 分别代表模型 (13) 中参数部分的系数; LSATR1, LSTAR2 和 ESTAR 分别对应三种不同的数据生成过程; $n = 200, 500, 800$ 分别对应不同的样本量; 表中每个数值代表 1000 次模拟估计值与实际值之差绝对值的中位数, 括号内的数值是其标准差. 从表 1 可以看出, 参数部分的模拟结果接近真实值, 而且随着样本量的增加, 标准差在减小, 这意味着对真实值的偏离在减小.

接下来, 表 2(见附件) 给出非参数部分的模拟结果, 这里用拟合误差的绝对平均值 (MADE) 来作为评价标准. 拟合误差的绝对平均值用来测度转换函数估计值与真实值之间偏差, 定义为:

$$MADE = m^{-1} \sum_{t=1}^m |\hat{f}(z_t) - f(z_t)|.$$

其中 $\{z_j\}_{j=1}^m$ 是格点 (grid points). 表 2 中, n 代表样本量; LSATR1, LSTAR2 和 ESTAR 分别代表三种不同的数据生成过程; 数值是由 1000 次模拟计算 MAE 的中位数, 括号内的数值是标准差. 从表 2 可以判断, 非参数部分的拟合结果也很好, 真实值与估计值非常接近, 随着样本量的增加, 标准差在减小, 对真实值的偏离在减小.

4 模型预测能力比较

根据方颖和郭萌萌^[31] 以及 Cai, Chen 和 Fang^[32] 的研究, 人民币汇率具有很强的非线性特征, 因此, 这里我们将用人民币实际有效汇率来检验半参数 STAR 模型的样本外预测能力. 在文献中, 用于汇率预测的方法有很多, 大致可以分为两类: 基本分析法和技术分析法. 基本分析法是根据各种汇率决定理论, 如购买力平价理论、利率平价理论、Mundell-Fleming 模型、灵活价格模型和汇率超调模型, 建立模型对汇率进行预测. 实证结果显示按照这些理论建立的汇率预测模型解释能力基本为 0, 甚至连最简单的随机游走模型都不如. 技术分析法主要是根据汇率的历史数据对汇率进行预测. 主要有图标分析法, 过滤器分析法和时间序列分析法. 我们在这里选取其中一些最常用的模型, 比如: 随机游走模型 (random walk model, RW)、自回归模型 (autoregressive model, AR)、门限自回归模型 (threshold autoregressive model, TAR)、平滑转换自回归模型 (smooth transition autoregressive model, STAR)、人工神经网络模型 (artificial neural network model, ANN), 与本文提出的半参数 STAR 模型比较样本外预测能力.

4.1 数据说明

本文使用 1994 年 1 月到 2012 年 7 月的人民币实际有效汇率月度数据, 共 222 个观察值. 所有这些数据来自国际清算银行 (<http://www.bis.org/>), 我们用 Z_t 来表示第 t 个月的汇率值. 从图 1 可以看出

2. 在核函数估计过程中, 窗宽的选择要比核函数的选择更为重要, 窗宽会影响估计量的方差和偏差 (bias term), 选择较小的窗宽会减小偏差, 但是会增大方差. 对本文而言, 根据 Cai 和 Xiao^[30], 第二阶段的估计量是第一阶段估计量的平均值, 这起到平滑的作用, 使方差减小, 因此在估计的第一阶段应选择较小的窗宽以减少偏差. 在第三阶段, 我们可用文献中常用的方法选取窗宽, 本文选用 CV (cross validation) 方法选取窗宽.

人民币实际有效汇率序列带有明显的时间趋势. 在 1% 的置信水平下, ADF 检验和 KPSS 检验的检验结果表明, 人民币实际有效汇率序列接受单位根的假设, 是一个非平稳序列. 我们继续验证其一阶对数差分序列, $Y_t = \log(Z_t) - \log(Z_{t-1})$. 从图 2 中我们可以大致判断, Y_t 是平稳过程. 在 1% 的置信水平下, ADF 检验和 KPSS 检验的检验结果表明, 人民币实际有效汇率一阶对数差分序列拒绝单位根的假设, 该序列是平稳的. 下面, 我们将把人民币实际有效汇率一阶对数差分序列, Y_t 作为研究对象.

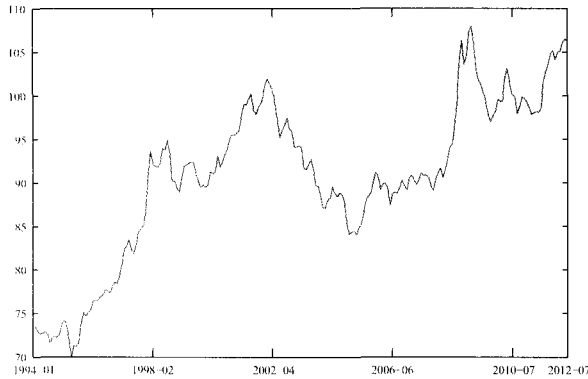


图 1 人民币实际有效汇率序列

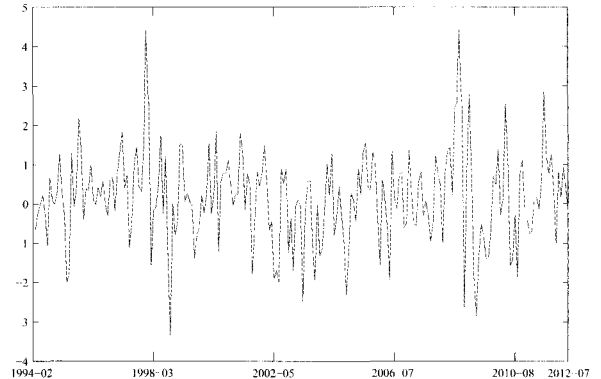


图 2 人民币实际有效汇率一阶对数差分序列

4.2 模型简介

随机游走模型 (random walk model, RW) 由英国统计学家 Kendall^[33] 于 1953 年提出, 用于解释股票价格波动. 他认为股票价格没有规律可寻, 这意味着股价遵循的是随机游走规律. 在这个模型中, 时间序列上的每个点都会随机地偏离现在的位置, 这样的行为可以被描述为:

$$y_t = y_{t-1} + e_t, \quad t = 1, 2, \dots, T,$$

其中, y_t 为 t 时间的预测值, y_{t-1} 为 $t-1$ 时间的预测值, e_t 为预测误差. 随机游走从它的初始值开始游离, 没有表现出特定的方向或是趋势.

自回归 (AutoRegressive, AR) 模型描述的是当前值与历史值之间的关系, 数学表达式为:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + e_t,$$

其中, e_t 是一个白噪声过程.

门限自回归模型 (threshold autoregressive model, TAR) 最早由 Tong^[3] 提出, 并由 Tong 和 Lim^[34] 及 Tong^[35] 发展完善. 其中, 最具代表性的是二机制门限自回归模型, 一般表达式为:

$$y_t = \left(\mu_1 + \sum_{i=1}^k \varphi_{1,i} y_{t-i} \right) I(y_{t-d}; c) + \left(\mu_2 + \sum_{i=1}^k \varphi_{2,i} y_{t-i} \right) (1 - I(y_{t-d}; c)) + e_t,$$

其中, c 是门限参数, 为一常数; d 为延迟参数, 为一正整数; y_{t-d} 为门限变量; 残差项 e_t 服从均值为 0, 方差为 σ^2 独立同分布过程. $I(x_t; c)$ 为指示函数, 定义为:

$$I(x_t; c) = \begin{cases} 1, & x_t < c, \\ 0, & x_t \geq c. \end{cases}$$

神经网络模型 (artificial neural network model, ANN) 是建立在人类大脑拓扑结构上的数据处理系统, 或者说是模拟生物神经元的组织和功能的数学模型. 1943 年心理学家 Mclulloch 和数学家 Pitts^[36] 提出的形式神经元的数学模型, 由此开创了神经网络计算理论研究. 神经网络模型的基本单位是神经元, 由三个层次组成: 输入层、隐层和输出层. 首先需要定义一个评估函数用于衡量网络输出与期望输出之间差距, 然后由一组随机的能够描述输入和输出变量间关系的权重开始, 通过一个被称为“训练”的过程来寻找最优权重, 使这个差距最小. 目前训练方法主要有反向传播算法 (back-propagation algorithm)、可折叠的神经网络 (collapsible neural network) 和遗传算法 (genetic algorithm). 神经网络特有的非线性适应性信息处理能力, 使其具有自学习功能、联想存储功能和高速寻找优化解的能力.

4.3 模型预测能力比较

首先, 我们计算半参数 STAR 模型和上述各种模型的样本外一步向前预测值 (one-step-ahead forecasts), 并且用预测误差的方差平均值 (MSFE) 和预测误差的绝对值平均值 (MAFE) 来评价预测效果. 预测误差的

方差平均值 (MSFE) 和预测误差的绝对值平均值 (MAFE) 定义如下:

$$MSFE = m^{-1} \sum_{i=1}^m (Y_{T+i} - \hat{Y}_{T+i})^2, \quad MAFE = m^{-1} \sum_{i=1}^m |Y_{T+i} - \hat{Y}_{T+i}|.$$

其中, m 为预测的长度并且令 $m = 50$. 所有计算结果列于表 3(见附件), 我们可以看出半参数 STAR 模型的预测结果要优于其它模型.

从表 3 可以看出, 虽然半参数 STAR 模型的 MSFE 和 MAFE 计算结果要优于其它模型, 但是相对于门限自回归模型、平滑转换自回归模型的 MSFE 和 MAFE 差异并不大. 因此, 需要进一步检验这种差异是否显著, 本文采用 SPA 检验 (superior predictive ability test) 来验证这个结果, 这个检验的原假设为被检验模型的预测能力不逊于所有比较模型. SPA 检验最早版本由 White^[37] 提出, 也被称为 RC 检验 (reality check test), RC 检验的一个缺陷就是检验结果容易受到所选择比较模型的影响. Hansen^[38] 对 RC 检验进行了改进, 提出了一个新的 SPA 检验方法, 它与 RC 检验相比具有更大的势 (power), 具有更好的小样本性质, 更重要的是检验结果不受所选择的比较模型的影响. 在表格 4 中 (见附件), 我们选取随机游走模型、自回归模型、门限自回归模型、平滑转换自回归模型、人工神经网络模型作为比较模型, 并且遵循 Hansen 和 Lunde^[39] 的建议, 采用 SFE (squared forecasting errors) 和 AFE (absolute forecasting errors) 作为损失函数用于评价模型的表现. 所有检验的 p 值列于表 4, 检验结果显示无法拒绝原假设, 我们的模型不逊于所有比较模型.

最后, 我们用 ENC-NEW 检验, 由 Clark 和 McCracken^[40-41] 提出, 比较半参数 STAR 模型的预测和所有其他比较模型的预测是否具有等价的准确性. ENC-NEW 检验的原假设是基准模型的预测与比较模型的预测具有相同准确性, 备择假设是比较模型显著地改善预测的准确性. 我们依次用一个备选模型 (RW, AR, TAR, STAR 和 ANN) 作为基准模型, 用半参数 STAR 模型作为比较模型, 进行 ENC-NEW 检验. 表格 5(见附件) 列举了检验结果, 第 2 列到第 6 列表示用备选模型做原假设, 用半参数 STAR 模型作为备择假设的 ENC-NEW 检验; 第 1 行和第 2 行分别表示 ENC-NEW 检验统计量和对应的 p 值. 从表格 5 可以看出所有检验的 p 值都为 0, 拒绝原假设, 说明我们的半参数 STAR 模型能显著地改善预测的准确性.

5 结论

包括 STAR 模型在内的很多非线性模型都存在这样一个尴尬的困境, 它们能很好地在样本内拟合数据, 并给出漂亮的经济学解释, 但其样本外预测能力却让人非常失望. Meese 和 Rogoff^[42] 指出很多非线性汇率模型在样本外预测方面输给简单的随机游走模型. Diebold 和 Nerlove^[43] 也指出“当研究汇率问题时, 为什么在统计学上拒绝了线性假设的情况下, 在样本外预测时, 却没有一个非线性模型可以赶超最简单的线性模型呢?”为了解决这种困境, 国内外很多学者都投入大量精力, 试图解决这个问题. 在本文, 我们重点关注 STAR 模型, 对其进行了深入细致的分析, 经研究发现, 原因可能是因为 STAR 模型在转换变量进入转换函数的方式上存在模型误设的风险, 比如转换变量进入参数函数形式的选取, 门限变量个数限制, 以及过渡变量估计误差等等.

为解决上述问题, 我们运用非参数方法拓展了传统的 STAR 模型, 提出了一个新半参数 STAR 模型. 蒙特卡罗模拟实验结果表明, 该模型对数据的拟合效果令人满意. 我们又用 1994 年 1 月到 2012 年 7 月的人民币实际有效汇率月度数据检验了半参数 STAR 样本外预测能力, 证实半参数 STAR 的样本外预测能力要优于随机游走模型、自回归模型、门限自回归模型、平滑转换自回归模型、人工神经网络模型, 该模型可以有效地提高 STAR 模型的样本外预测能力. 半参数 STAR 模型保存了 STAR 模型的基本形式, 避免了模型误设的问题, 在保留经济学解释能力的同时, 又提高模型的样本外预测能力.

参考文献

- [1] Bernanke B, Boivin J, Elias P. Measuring the effects of monetary policy: A factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach[J]. Quarterly Journal of Economics, 2005, 120(1): 387-422.
- [2] Hamilton J. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle[J]. Econometrica, 1989, 57(2): 357-384.
- [3] Tong H. Threshold models in non-linear time series analysis[M]. Lecture Notes in Statistics, No.21, New York: Springer-Verlag, 1983.
- [4] Terasvirta T. Specification, estimation, and evaluation of smooth transition autoregressive models[J]. Journal of

- the American Statistical Association, 1994, 89: 208–218.
- [5] Lundbergh S, Terasvirta T. Forecasting with smooth transition autoregressive models[M]// Clements M P, Hendry D F. *A Companion to Economic Forecasting*. Oxford: Basil Blackwell, 2001.
- [6] Van Dijk D, Terasvirta T, Franses P H. Smooth transition autoregressive models — A survey of recent developments[J]. *Econometric Reviews*, 2002, 21: 1–47.
- [7] Quandt R E. The estimation of the parameters of a linear regression system obeying two separate regimes[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1958, 53: 873–880.
- [8] Bacon D W, Watts D G. Estimating the transition between two interesting straight lines[J]. *Biometrika*, 1971, 58: 525–534.
- [9] Goldfeld S M, Quandt R. *Nonlinear methods in econometrics*[M]. Amsterdam: NorthHolland, 1972.
- [10] Chan W S, Tong H. On tests for non-linearity in time series analysis[J]. *Journal of Forecasting*, 1986, 5: 217–228.
- [11] Maddala D S. *Econometrics*[M]. New York: McGraw-Hill, 1977.
- [12] Haggan V, Ozaki T. Modeling nonlinear vibrations using an amplitude-dependent autoregressive time series model[J]. *Biometrika*, 1981, 68: 189–196.
- [13] Eitrheim Φ , Terasvirta T. Testing the adequacy of smooth transition autoregressive models[J]. *Journal of Econometrics*, 1996, 74: 59–76.
- [14] Van Dijk D, Franses P H, Lucas A. Testing for smooth transition nonlinearity in the presence of additive outliers[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1999, 17: 217–235.
- [15] Lundbergh S, Terasvirta T, Van Dijk D. Time-varying smooth transition autoregressive models[R]. Working Paper, Stockholm School of Economics, 2000.
- [16] Lundbergh S, Terasvirta T. Modelling economic high-frequency time series with STAR-GARCH models[R]. Working Paper, Department of Economic Statistics, Stockholm School of Economics, 1998.
- [17] Granger C W J, Swanson N R. Future developments in the study of cointegrated variables[J]. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 1996, 58: 537–553.
- [18] Gonzalez A, Terasvirta T, Van Dijk D. Panel smooth transition regression models[R]. Working paper, Department of Economic Statistics, Stockholm School of Economics, 2005.
- [19] 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 Tanqiu. Study on nonlinear characteristics of RMB's real exchange rates[J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2007(2): 11–18.
- [20] 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): 3–10.
Liu Bai, Zhao Zhenquan. Nonlinearity forecasting of real exchange rate in China based on STAR[J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2008(6): 3–10.
- [21] 王成勇, 艾春荣. 中国经济周期阶段的非线性平滑转换 [J]. *经济研究*, 2010(3): 78–90.
Wang Chengyong, Ai Chunrong. Nonlinear smooth transition of Chinese business cycle[J]. *Economic Research Journal*, 2010(3): 78–90.
- [22] 张凌翔, 张晓峒. 通货膨胀周期波动与非线性动态调整 [J]. *经济研究*, 2011(5): 17–31.
Zhang Lingxiang, Zhang Xiaotong. Cyclical fluctuations and nonlinear dynamics of inflation rate[J]. *Economic Research Journal*, 2011(5): 17–31.
- [23] Sarantis N. Modeling non-linearities in real effective exchange rate[J]. *Journal of International Money and Finance*, 1999, 18: 27–45.
- [24] Stock J H, Watson M W. Evidence on structural instability in macroeconomic time series relations[J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 1996, 14: 11–30.
- [25] Boero G, Marrocu E. The performance of non-linear exchange rate models: A forecasting comparison[J]. *Journal of Forecasting*, 2002, 21: 513–542.
- [26] Terasvirta T, Van Dijk D, Medeiros M C. Linear models, smooth transition autoregressions, and neural networks for forecasting macroeconomic time series: A re-examination[J]. *International Journal of Forecasting*, 2005, 21: 755–774.
- [27] Rapach D E, Wohar M E. In-sample vs. out-of-sample tests of stock return predictability in the context of data mining[J]. *Journal of Empirical Finance*, 2006, 13: 231–247.
- [28] Granger C W J, Terasvirta T. *Modelling nonlinear economic relationships*[M]. Oxford: Oxford University Press, 1993.
- [29] Wand M P, Jones M C. *Kernel smoothing*[M]. London: Chapman & Hall/CRC, 1995.
- [30] Cai Z, Xiao Z. Semiparametric quantile regression estimation in dynamic models with partially varying coefficients[J]. *Journal of Econometrics*, 2012, 167: 413–425.
- [31] 方颖, 郭萌萌. 中国主要宏观变量的稳定性检验: 基于非参数估计与 Bootstrapping 的一个方法 [J]. *世界经济文汇*, 2009(1): 94–102.
Fang Ying, Guo Mengmeng. Testing instability in Chinese macroeconomic time series relation: Using nonparametric time-varying coefficient method[J]. *World Economic Papers*, 2009(1): 94–102.

[32] Cai Z W, Chen L N, Fang Y. A new forecasting model for USD/CNY exchange rate[J]. Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics, 2012, 16(3): 1558-3708.

[33] Kendall D G. Stochastic processes occurring in the theory of queues and their analysis by the method of the imbedded Markov chain[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1953, 24: 338-354.

[34] Tong H, Lim K S. Threshold autoregression, limit cycles and cyclical data[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 1980, 42: 245-292.

[35] Tong H. Nonlinear time series models of regularly sampled data: A review[J]. Progress in Mathematics, 1989, 18: 22-43.

[36] McCulloch W S, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 5: 115-133.

[37] White H. A reality check for data snooping[J]. Econometrica, 2002, 68: 1097-1126.

[38] Hansen P R. A test for superior predictive ability[J]. Journal of Business & Statistics, 2005, 23: 365-380.

[39] 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.

[40] Clark T E, McCracken M W. Tests of equal forecast accuracy and encompassing for nested models[J]. Journal of Econometrics, 2001, 105: 85-110.

[41] Clark T E, McCracken M W. The power of tests of predictive ability in the presence of structural breaks[J]. Journal of Econometrics, 2005, 124: 1-31.

[42] Meese R A, Rogoff K. Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample?[J]. Journal of International Economics, 1983, 14: 3-24.

[43] Diebold F X, Nerlove M. The dynamics of exchange rate volatility: A multivariate latent factor ARCH model[J]. Journal of Applied Econometrics, 1989, 4: 1-21.

附录

表 1 半参数 STAR 模型参数部分蒙特卡罗模拟结果

模型	样本量	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4
LSATR1	$n = 200$	0.0048(0.0041)	0.0107(0.0102)	0.0124(0.0106)	0.0130(0.0116)
	$n = 500$	0.0038(0.0035)	0.0070(0.0061)	0.0114(0.0094)	0.0097(0.0084)
	$n = 800$	0.0037(0.0034)	0.0059(0.0054)	0.0100(0.0092)	0.0092(0.0083)
LSATR2	$n = 200$	0.0063(0.0054)	0.0139(0.0128)	0.0097(0.0084)	0.0208(0.0186)
	$n = 500$	0.0049(0.0045)	0.0097(0.0079)	0.0083(0.0073)	0.0137(0.0119)
	$n = 800$	0.0048(0.0042)	0.0076(0.0070)	0.0075(0.0066)	0.0114(0.0098)
ESTAR	$n = 200$	0.0047(0.0043)	0.0118(0.0112)	0.0123(0.0106)	0.0147(0.0132)
	$n = 500$	0.0042(0.0036)	0.0076(0.0071)	0.0113(0.0096)	0.0108(0.0089)
	$n = 800$	0.0037(0.0036)	0.0066(0.0057)	0.0105(0.0092)	0.0098(0.0085)

表 2 半参数 STAR 模型非参数部分蒙特卡罗模拟结果

模型	MADE		
	$n = 200$	$n = 500$	$n = 800$
LSATR1	0.0199(0.0073)	0.0138(0.0055)	0.0121(0.0049)
LSATR2	0.0205(0.0046)	0.0145(0.0028)	0.0120(0.0024)
ESTAR	0.0288(0.0066)	0.0205(0.0051)	0.0172(0.0046)

表 3 样本外预测值比较: MSFE 与 MAFE

	SSTAR	RW	AR	TAR	STAR	ANN
MSFE	1.595708	2.20556	2.775227	1.904006	1.970587	2.498153
MAFE	0.9769032	1.147971	1.261935	1.023394	1.039084	1.193843

表 4 样本外预测值比较: SPA 检验

	RC	SPA
SFE	0.1298	0.6996
AFE	0.2526	0.7996

表 5 样本外预测能力比较: ENC-NEW 检验

	ENC-NEW	RW	AR	TAR	STAR	ANN
样本统计量		20.01377	38.33405	9.277202	10.95014	24.56689
p 值		0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000