

计量经济学方法之时间序列分析

侯成琪^{1,2}, 徐绪松²

(1. 北京大学 光华管理学院, 北京 100871; 2. 武汉大学 经济与管理学院, 武汉 430072)

摘要:本文介绍了一元时间序列分析中常用的 AR、MA、ARMA 和 ARIMA 等经典模型, 分析了这几个经典模型的理论要点以及单位根检验的方法和程序, 总结了时间序列分析在预测等方面的优势及其在复杂科学管理中的应用, 并以我国一月期国债回购利率和上证 180 月收益率为分析对象, 介绍了一元线性回归分析的基本步骤。

关键词:时间序列分析; 预测; 单位根检验

中图分类号:F064.1 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-980X(2010)08-0051-07

早期的时间序列分析采用 Persons 提出的方法^[1], 将一个时间序列分为不同的成分: 长期趋势、循环变动、季节变动和随机变动, 对各个部分分别予以研究。这种方法将长期趋势、循环变动和季节变动都视为确定性的, 时间序列的随机部分仅包括无规则的随机波动。到了 1970 年以后, 这种研究方法被抛弃, 因为长期趋势、循环变动和季节变动都包含随机的因素, 因此学者们不再将一个时间序列分为不同的成分, 而是作为一个整体来研究, 相继提出了移动平均模型(moving average model, MA)、自回归模型(autoregressive model, AR)、自回归移动平均模型(autoregressive moving average model, ARMA)、求和自回归移动平均模型(autoregressive integrated moving average model, ARIMA)等经典模型。经过几十年的发展, 时间序列分析已经成为计量经济学的一个庞大分支, 本文将侧重介绍一元时间序列分析的几种经典模型及其分析方法。

1 序列的平稳性、遍历性和序列相关性

并非所有的时间序列数据都能够分析或者有必要分析。在进行时间序列分析时, 一般要求时间序列数据满足一定的性质, 其中最重要的 3 个性质是平稳性、遍历性和序列相关性。

1.1 平稳性

平稳性是时间序列分析中最重要的概念, 有严平稳和弱平稳之分。

定义 1.1: 严平稳(strictly stationary)。时间序

列 $\{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots\}$ 的概率分布(包括单个时期的分布和多个时期的联合分布)不随时间发生变化。

严平稳的要求太严格, 而且不易检验。在计量经济模型中, 我们通常并不研究变量的概率分布, 仅仅研究变量的均值、方差和协方差等数字特征。因此通常情况下我们要求序列是弱平稳的。

定义 1.2: 弱平稳(weak stationary)。时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots\}$ 的均值、方差、自协方差不随时间变化。

为什么要求序列是平稳的? 我们都知道: 样本容量越大越好, 样本容量越大, 结果越可靠, 这就是参数估计量的一致性。试想一下, 如果一个时间序列不是弱平稳的, 变量的均值、方差和自协方差会随时间变化, 我们的样本容量只有 1 个, 没有办法进行分析。但是, 并不是说所有的非平稳序列都不能进行分析。能够分析的情况包括剔除确定性趋势或者差分运算后可以变换成平稳序列, 或者多个非平稳序列的线性组合是平稳序列。

1.2 遍历性

序列的平稳性保证了序列具有不随时间变化的总体均值、方差和自协方差, 但是如何得到总体均值、方差和自协方差的一致估计量呢? 这就需要序列是遍历的(ergodicity)。如果一个平稳序列是遍历的, 则样本统计量是总体参数的一致估计。

定义 1.3: 遍历性(ergodicity)。平稳序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots\}$ 是遍历的, 如果对于任意两个有界函数 $f: R^k \rightarrow R$ 和 $g: R^l \rightarrow R$, 存在

收稿日期: 2010-04-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70771083; 70801046)

作者简介: 侯成琪(1976—), 男, 河南博爱人, 武汉大学经济与管理学院副教授, 北京大学光华管理学院博士后在站, 博士, 研究方向: 复杂科学管理、投资组合与资产定价; 徐绪松(1945—), 女, 湖北嘉鱼人, 武汉大学经济与管理学院教授, 博士生导师, 研究方向: 复杂科学管理、投资科学、风险管理, 中国技术经济研究会会员, 登记号: 1031700053S。

① 本文系“复杂科学管理方法论”系列论文之五。

$$\lim_{n \rightarrow \infty} |E[f(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+k})g(x_{i+n}, x_{i+n+1}, \dots, x_{i+n+l})]| = |E[f(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+k})]| |E[g(x_{i+n}, x_{i+n+1}, \dots, x_{i+n+l})]|。$$

从定义可以看出, 遍历性要求时间间隔 n 趋向于无穷大时, 序列趋向于独立分布, 也就是说序列不存在长期记忆性(long memory)。分析具有长期记忆性的时间序列需要一些特殊的方法^[11]。

1.3 序列相关性

一元时间序列分析主要根据不同时期序列取值的相关性来建立模型。因此, 如果不同时期的序列取值不存在任何相关性, 即序列是一个白噪声序列(pure random or white noise process), 则没有分析的必要性。因此, 对于一个时间序列数据, 首先要分析是不是白噪声序列, 主要是检验不同时期的序列取值存不存在相关性, 常用的方法是 Ljung-Box Q 检验。

2 一元时间序列分析

经典的一元时间序列分析模型主要包括: 移动平均模型、自回归模型、自回归移动平均模型、求和自回归移动平均模型等。

2.1 自回归模型

定义 2.1: AR(p) 模型。具有如下结构的模型被称为 p 阶自回归模型, 记为 AR(p) 模型:

$$\begin{cases} y_t = \varphi_0 + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + u_t \\ \varphi_p \neq 0 \\ E[u_t] = 0, \text{var}[u_t] = \sigma^2, \text{cov}(u_t, u_s) = 0 (s \neq t) \\ \text{cov}(u_t, y_s) = 0 (\forall s < t) \end{cases}$$

如果 AR(p) 模型的常数项 $\varphi_0 = 0$, 则该模型被称为中心化的 AR(p) 模型。令 $x_t = y_t - \mu$ (其中 $\mu = \frac{\varphi_0}{1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p}$), 则非中心化的 AR(p) 模型可以转化为中心化的 AR(p) 模型:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t。$$

中心化只是将序列的均值变为 0, 其他的统计性质没有发生改变。

方程 $x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t$ 是一个奇次线性差分方程。我们可以利用差分方程研究 AR(p) 模型。考虑最简单的一阶奇次线性差分方程 $x_t = \varphi_1 x_{t-1} + u_t$ 。假设 x 的初始值为 x_0 , 则有 $x_t = \varphi x_{t-1} + u_t = \varphi(\varphi x_{t-2} + u_{t-1}) + u_t = \dots = \varphi^t x_0 + \varphi^{t-1} u_1 + \varphi^{t-2} u_2 + \dots + u_t$ 。

即 t 时刻的一个随机冲击对 $t+j$ 时刻序列值的影响为: $\frac{\partial x_{t+j}}{\partial u_t} = \varphi^j$ 。如果 $|\varphi| < 1$, 则随机冲击的影响会越来越小, 逐步衰减为 0, 我们称系统是稳定的(stable); 如果 $|\varphi| = 1$, 则随机冲击的影响会持

续下去; 如果 $|\varphi| > 1$, 则随机冲击的影响会越来越大, 我们称系统是发散的(explosive)。通常只能处理 $|\varphi| \leq 1$ 的情况, 无法处理 $|\varphi| > 1$ 的情况。

在时间序列分析中, 稳定性是除了平稳性之外的另一个重要性质, 因为稳定的系统更常见, 且稳定性保证了: ① AR(p) 模型的方差具有良好的定义; ② AR(p) 模型可以转化为 MA(∞) 模型。判断 AR(p) 模型是否稳定, 要借助于定理 2.1。

定理 2.1: p 阶奇次线性差分方程 $x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t$ 是稳定的, 如果该方程的特征方程 $\lambda^p - \varphi_1 \lambda^{p-1} - \varphi_2 \lambda^{p-2} - \dots - \varphi_p = 0$ 的根全部在单位圆内, 即 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 的绝对值都小于 1; 或者等价的, 方程 $1 - \varphi_1 z^{-1} - \varphi_2 z^{-2} - \dots - \varphi_p z^{-p} = 0$ 的根全部在单位圆外, 即 z_1, z_2, \dots, z_p 的绝对值都大于 1。

很多研究将平稳性和稳定性相混淆, 其实两者之间既有区别又有联系。Lütkepohl 证明了: 稳定的一定是平稳的, 但是平稳的不一定是稳定的^[8]。这就要求我们, 在对平稳的时间序列建立 AR(p) 模型之后, 还要进行稳定性检验, 即检验特征方程的根是否都小于 1。

2.2 移动平均模型

定义 2.2: MA(q) 模型。具有如下结构的模型被称为 q 阶移动平均模型, 记为 MA(q) 模型:

$$\begin{cases} y_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \\ \theta_p \neq 0 \\ E[u_t] = 0, \text{var}[u_t] = \sigma^2, \text{cov}(u_t, u_s) = 0 (s \neq t) \end{cases}$$

当 $\mu \neq 0$ 时, 称之为非中心化的 MA(q) 模型。令 $x_t = y_t - \mu$, 则非中心化的 MA(q) 模型转化为如下的中心化的 MA(q) 模型:

$$x_t = u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q}。$$

MA(q) 模型一定是平稳的, 因为:

- ① $E[x_t] = 0$, 即均值为常数;
- ② $\text{var}[x_t] = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma^2$, 即方差为常数;
- ③ $\gamma(k) =$

$$\begin{cases} (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma^2 & k = 0 \\ (\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \theta_2 \theta_{k+2} + \dots + \theta_q \theta_{q-k}) \sigma^2 & 1 \leq k \leq q \\ 0 & k > q \end{cases}$$

即自协方差仅与时间间隔有关。

在一定的条件下, AR 模型和 MA 模型是可以相互转化的。对于 AR(p) 模型 $\Phi(B)x_t = u_t$, 其中 B 为滞后算子, $\Phi(B) = (1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p)$ 。是否可以得到 $x_t = \Phi(B)^{-1} u_t = (1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p)^{-1} u_t$ 取决于滞后算子多项式 $(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p)^{-1}$ 是否有意义。对于滞后

算子, 只有当 $|\varphi| < 1$ 时, $(1 - \varphi B)^{-1}$ 才有定义, 即:

$$(1 - \varphi B)^{-1} = \lim_{n \rightarrow \infty} (1 + \varphi B + \varphi^2 B^2 + \dots + \varphi^n B^n).$$

因为 $(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p) = (1 - \lambda_1 B)(1 - \lambda_2 B) \dots (1 - \lambda_p B)$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 是特征方程 $\lambda^p - \varphi_1 \lambda^{p-1} - \varphi_2 \lambda^{p-2} - \dots - \varphi_p = 0$ 方程的根, 则 $(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p)^{-1} = (1 - \lambda_1 B)^{-1} (1 - \lambda_2 B)^{-1} \dots (1 - \lambda_p B)^{-1}$.

仅当所有的特征根 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 都在单位圆内时, $(1 - \lambda_1 B)^{-1} (1 - \lambda_2 B)^{-1} \dots (1 - \lambda_p B)^{-1}$ 才有定义, 即只有稳定的 AR(p) 模型才能转化为 MA(∞) 模型。

对于 MA(q) 模型 $x_t = \Theta(B)u_t$, 其中 $\Theta(B) = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)$, 是否可以由直接得到 $\Theta(B)^{-1}x_t = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)^{-1}x_t = u_t$? 同样可以证明, 如果方程 $1 + \theta_1 z^1 + \theta_2 z^2 + \dots + \theta_q z^q = 0$ 的根全部在单位圆外, 则 $(1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)^{-1}$ 有良好定义, MA(q) 模型可以转化为 AR(∞) 模型, 此时称 MA(q) 模型是可逆的。

2.3 自回归移动平均模型和求和自回归移动平均模型

定义 2.3: ARMA(p, q) 模型。具有如下结构的模型被称为 ARMA(p, q) 模型:

$$\begin{cases} x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \\ \varphi_p \neq 0, \varphi_p \neq 0 \\ E[u_t] = 0, \text{var}[u_t] = \sigma^2, \text{cov}(u_t, u_s) = 0 (s \neq t) \\ \text{cov}(u_t, y_s) = 0 (\forall s < t) \end{cases}.$$

ARMA(p, q) 模型是否稳定, 由自回归部分决定; ARMA(p, q) 模型是否可逆, 由移动平均部分决定。

AR 模型、MA 模型和 ARMA 模型只能处理平稳序列。那么, 对于非平稳序列, 如何建模呢? 非平稳序列可以分为两种: 一种具有确定性趋势 (deterministic trends), 也称趋势平稳序列 (trend-stationary); 一种具有随机趋势 (stochastic trends), 也称差分平稳序列 (difference-stationary)。对于具有确定性趋势的非平稳序列, 只需剔除确定性趋势即可。比如一个非平稳序列具有线性趋势, 如果我们试图用 AR 模型描述该序列, 则可建立如下的模型:

$$y_t = \varphi_0 + at + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + u_t.$$

根据线性回归模型的原理, 在解释变量中加入时间 t 即可剔除时间趋势的影响。

对于具有随机趋势的非平稳序列, 适当差分后即可转化为平稳序列。

定义 2.4: 单整序列。如果序列 $\{x_t\}$ d 阶差分后是平稳的, 但是 (d-1) 阶差分后不是平稳的, 则称序列 $\{x_t\}$ 是 d 阶单整序列。

对于差分平稳序列, 可以先进行差分, 再对得到的平稳序列建立 ARMA(p, q) 模型。假设序列 $\{x_t\}$ 是 d 阶单整序列, 则 $y_t = (1 - B)^d x_t$ 是平稳序列。假设序列 $\{y_t\}$ 符合 ARMA(p, q) 模型 $\Phi(B)y_t = \Theta(B)u_t$, 则序列 $\{x_t\}$ 符合模型 $\Phi(B)(1 - B)^d x_t = \Theta(B)u_t$, 这个模型被称为 ARIMA(p, d, q) 模型。

如何检验一个序列是否平稳以及是趋势平稳还是差分平稳, 需要借助于第 3 部分的单位根检验。

3 单位根检验

3.1 DF 检验

最早的单位根检验由 Dickey & Fuller 提出, 被称为 DF 检验 (Dickey-Fuller test)。

DF 检验考虑的是 AR(1) 模型 $y_t = \rho y_{t-1} + u_t$, 如果 $\rho = 1$, 则序列含单位根。因此, 原假设为 $H_0: \rho = 1$, 备选假设为 $H_1: |\rho| < 1$ 。

检验时通常转换成 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + u_t$ (其中 $\gamma = \rho - 1$), 原假设为 $H_0: \gamma = 0$, 备选假设为 $H_1: \gamma < 0$ 。此外, 是否含常数项和时间趋势项也会影响检验结果, 需要分别考虑:

① 含常数项的情形, 即 $y_t = \rho y_{t-1} + a + u_t$ 或 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + u_t$;

② 含线性趋势项的情形, 即 $y_t = \rho y_{t-1} + a + \delta t + u_t$ 或 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \delta t + u_t$ 。

因为对于非平稳序列, 检验统计量不服从 t 分布, 所以 DF 检验的临界值都是通过蒙特卡洛模拟计算出来的——首先在原假设成立的条件下通过蒙特卡洛模拟生成随机数, 然后利用随机数进行回归得到 ρ 的分布并确定临界值。

DF 检验只能处理 AR(1) 情形, 因此当序列是高阶自相关时, 随机扰动项不再是独立同分布的, DF 检验也不再有效。为了对高阶自相关的序列进行单位根检验, 目前常用的方法是对 DF 检验进行改进: ① ADF 检验 (Augmented Dickey-Fuller test), 在方程的右边加入滞后差分项来控制高阶相关; ② Phillips-Perron 检验、Schmidt-Phillips 检验以及 KPSS 检验, 采用非参数方法修正误差项序列相关。

3.2 ADF 检验

ADF 检验和 DF 检验的原假设和备选假设是相同的, 原假设为 $H_0: \gamma = 0$, 备选假设为 $H_1: \gamma < 0$ 。与 DF 检验的区别在于, ADF 检验加入滞后差分项来控制高阶相关, 这里滞后阶数 p 要根据信息标准来选择。ADF 检验的模型如下:

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t.$$

同样,在 ADF 检验中,我们需要考虑序列是否存在常数项和时间趋势项。

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t ;$$

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \delta t + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t .$$

至于是否应该在检验时加入常数项和线性趋势项,除了通过图形进行主观判断之外,Perron 提出了一个贯序检验程序^[13]:

①对模型 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \delta t + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t$, 检验 $H_0: \gamma = 0$ 是否成立。如果原假设被拒绝,则表示序列是平稳的,贯序检验程序结束。否则,进行下一步检验。

②对模型 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \delta t + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t$, 检验 $H_0: \gamma = \delta = 0$ 是否成立。如果原假设被拒绝,结合①,检验结果仍然是序列平稳,贯序检验程序结束。否则,结合①,表明 $\delta = 0$,进行下一步检验。

③对模型 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t$, 检验 $H_0: \gamma = 0$ 是否成立。如果原假设被拒绝,则表示序列是平稳的,贯序检验程序结束。否则,进行下一步检验。

④对模型 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + a + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t$, 检验 $H_0: \gamma = a = 0$ 是否成立。如果原假设被拒绝,结合③,检验结果仍然是序列平稳,贯序检验程序结束。否则,结合③,表明 $a = 0$,进行下一步检验。

⑤对模型 $\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + u_t$, 检验 $H_0: \gamma = 0$ 是否成立。如果原假设被拒绝,则表示序列是平稳的,贯序检验程序结束。否则,序列含单位根。

对于含有多个单位根的高阶单整序列,Dickey

表 1 一月期国债回购利率的 Ljung-Box Q 检验

阶数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
统计量	90.393	161.14	211.43	246.78	275.2	292.95	307.33	315.74	320.29	322.43
P 值	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

表 2 上证 180 月收益率的 Ljung-Box Q 检验

阶数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
统计量	1.805	9.6642	11.132	22.727	23.215	23.218	25.192	25.225	25.255	25.338
P 值	0.179	0.008	0.011	0	0	0.001	0.001	0.001	0.003	0.005

2)单位根检验。运用 ADF 检验、Schmidt-Phillips 检验和 KPSS 检验等,检验序列是否确定性趋势,是否具有单位根。对两个序列的水平值进行含

& Pantula 推荐从足够高阶的差分开始(保证差分后序列平稳),对差分后的序列进行单位根检验;如果单位根假设被拒绝,则降低差分的阶数继续进行检验,直到不能拒绝单位根假设为止,这表明序列含差分阶数加 1 个单位根,或者差分阶数减小为 0 仍然拒绝单位根假设,这表明序列不含单位根^[14]。

3.3 其他检验方法

因为绝大多数经济时间序列都是非平稳的,因此单位根检验称为计量经济学的一个非常重要的问题,得到了众多计量经济学家的关注,单位根检验的方法也非常多。

Phillips-Perron 检验采用 Newey-West 稳健性程序来处理随机误差项序列相关的问题。但是,Phillips-Perron 检验没有考虑确定性趋势。Schmidt-Phillips 检验对 Phillips-Perron 检验进行了改进,首先通过线性回归估计出确定性趋势,然后对剔除确定性趋势后得到的序列进行 Phillips-Perron 检验的检验。

绝大多数单位根检验的原假设都是序列含单位根,备选假设是序列平稳。但是,KPSS 检验(Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test)却恰好相反,原假设是序列平稳,备选假设是序列含单位根。KPSS 检验与 Schmidt-Phillips 检验的思路非常类似,也使用非参数方法修正随机误差项序列相关。

4 一元时间序列分析应用

一元时间序列分析的主要应用领域是预测。下面分别以从 2000 年 1 月到 2009 年 12 月期间的一月期国债回购利率和上证 180 月收益率为分析对象,介绍一元时间序列分析的基本步骤和方法。

1)自相关检验。运用 Ljung-Box Q 检验等方法检验序列是否白噪声序列,如是白噪声序列则无需分析。检验结果表明,这两个序列都不是白噪声序列,检验结果见表 1 和表 2。

常数项但是不含线性趋势项的单位根检验表明,这两个序列都是平稳序列,检验结果见表 2。

表 3 单位根检验

检验方法	一月期国债回购利率		上证 180 月收益率	
	统计量	P 值	统计量	P 值
ADF 检验	-2.895856	0.0488	-5.624618	0.0000
Schmidt-Phillips 检验	-2.868853	0.0521	-10.23676	0.0000
KPSS 检验	0.081641		0.102356	

注: KPSS 检验的显著性水平为 10% 的临界值为 0.3470, 大于检验统计量, 不能拒绝序列平稳的原假设。

3) 确定 ARMA 模型的阶数。

首先, 根据自相关系数和偏自相关系数进行大致判断。AR(p) 模型的自相关系数是拖尾的并且呈指数级衰减, 偏自相关系数是 p 阶截尾的; MA(q) 模型的自相关系数是 q 阶截尾的, 偏自相关系数是拖尾的并且呈指数级衰减; ARMA(p, q) 模型的自

相关系数和偏自相关系数都是拖尾的。由图 1 和图 2 可知, 一月期国债回购利率的自相关系数是拖尾的, 偏自相关系数是 1 阶截尾的, 可以用 AR(1) 模型描述; 上证 180 月收益率的自相关系数是 4 阶截尾的, 偏自相关系数是拖尾的但是并非指数级衰减, 还不能确定用哪种模型来描述。

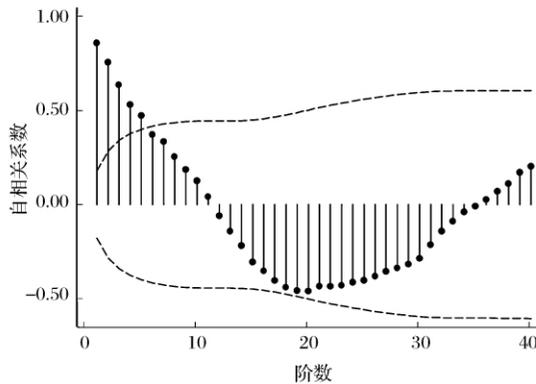


图 1 一月期国债回购利率的自相关图和偏自相关图

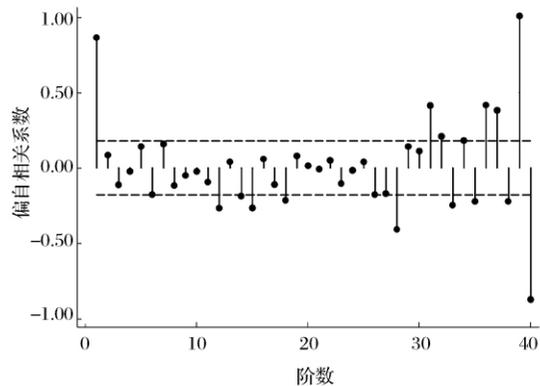


图 2 上证 180 月收益率的自相关图和偏自相关图

其次, 用 AIC (Akaike Information Criterion)、SIC (Schwarz Information Criterion) 和 HQIC (Hannan-Quinn Information Criterion) 等信息标准来确定精确的阶数, 信息量的取值越小越好。这 3 个信息标准哪个更好呢? Paulsen 证明了, 对于 AR(p) 模型, AIC 通常会高估阶数 p, HQIC 会得到 p 的一致估计, SIC 会得到 p 的更一致 (收敛速度更快) 的估计^[15]。因此, 对于 AR(p) 模型, SIC 是最好的定阶标准。需要注意的是, 对于更一般的 ARMA(p, q) 模型, 这个结论不一定成立。通常情况下,

AIC 得到的阶数最大, HQIC 得到的阶数次之, SIC 得到的阶数最小。表 3 是根据这 3 个信息标准选择的 ARMA(p, q) 模型的阶数, 对于一月期国债回购利率, 本文将选择 AR(1) 模型; 对于上证 180 月收益率, 本文将选择 MA(4) 模型。

表 3 信息标准定阶

信息标准	一月期国债回购利率		上证 180 月收益率	
	p	q	p	q
AIC	2	4	0	4
HQIC	1	0	0	4
SIC	1	0	0	0

4)参数估计。AR(p)模型可以用最小二乘估计 OLS 或者极大似然估计 MLS, MA(q)模型和 ARMA(p,q)模型可以用 MLS 估计。为了检验样本外的预测效果,仅使用 2000 年 1 月到 2008 年 12 月的数据估计参数。对于一月期国债回购利率,估计出来的 AR(1)模型为:

$$\hat{x}_t = 2.4977 + 0.8236x_{t-1}。$$

(0.3006) (0.0901)

对于上证 180 月收益率,估计出来的 MA(4)模型为:

$$\hat{y}_t = 0.3272u_{t-2} + 0.4352u_{t-4}。$$

(0.0941) (0.0459)

5)残差白噪声检验。

评价一个时间序列模型的好坏,关键要看该模型能否充分的提取样本数据中的相关性信息。如果模型的残差没有显著的自相关性,则表示模型能够充分提取样本数据中的相关性信息。Ljung-Box Q 检验表明,上述 AR(1)模型和 MA(4)模型的残差序列都是白噪声(检验结果略)。

6)预测。本文分别进行了样本内预测(2000 年 1 月到 2008 年 12 月)和样本外预测(2009 年 1 月到 2009 年 12 月),图 3 和图 4 表明,样本内预测和样本外预测的效果都非常好。(在图 3 和图 4 中,实线表示样本值,虚线表示预测值)。

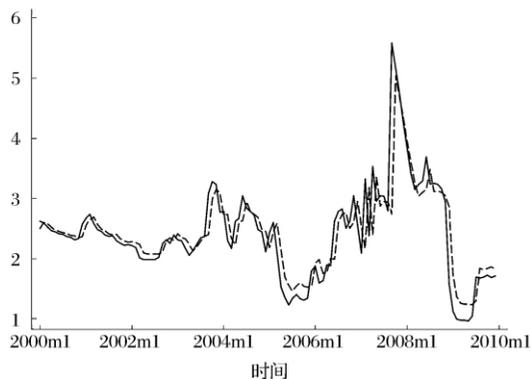


图 3 一月期国债回购利率及其预测值

5 小结

经过几十年的发展,时间序列分析已经成为计量经济学的一个庞大分支,可以分为一元时间序列分析和多元时间序列分析、线性时间序列分析和非线性时间序列等。由于篇幅所限,本文只一元时间序列分析中常用的 AR、MA、ARMA 和 ARIMA 等经典模型,分析了这几个经典模型的理论要点以及单位根检验的方法和程序。前文已经提到,一元时

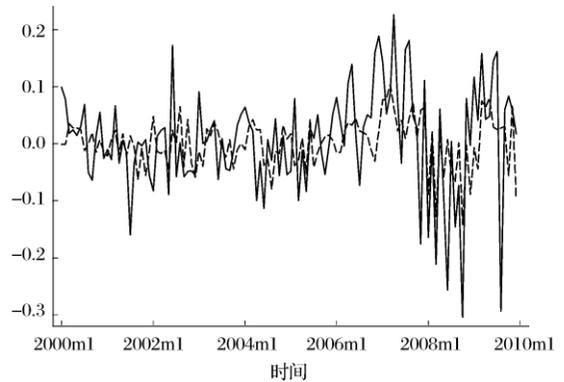


图 4 上证 180 月收益率及其预测值

间序列分析的主要应用领域就是预测。预测的方法非常多,计量经济学中的预测方法主要是基于回归模型的预测和基于时间序列分析的预测。利用回归模型进行预测时,需要知道哪些变量对所预测的变量有影响以及它们之间的函数关系。然而,在复杂的社会经济系统中,变量之间的关系充满复杂性和不确定性,虽然经济科学和管理科学已经在过去几十年的时间里取得了长足发展,但是仍然存在许多不足之处以及不够精确的地方。在缺乏可靠的先验信息的情况下,利用一个序列的历史信息来解释和预测该序列不失为一种稳健的方法。当然,一元时间序列分析只是最基本的时间序列分析方法,其他更为复杂的时间序列分析方法的功能更加强大。比如多元时间序列分析不仅可以用于预测,还可以分析变量之间的经验关系;非线性时间序列分析则可以用于研究同一变量的不同历史取值之间、不同变量的不同历史取值之间的非线性关系。这些时间序列分析方法是解决复杂的社会经济问题的有力工具,也是复杂科学管理的重要研究方法。

参考文献

- [1] PERSONS W M Indices of business conditions[J]. Review of Economic Statistics,1919(1):5-107.
- [2] BOX G, JENKINS G M, REINSEL G. 著. 时间序列分析: 预测与控制(第三版)[M]. 顾岚, 译. 中国统计出版社, 1997.
- [3] BROCKWELL P J, DAVIS R A. Introduction to Time Series and Forecasting[M]. Springer, 2002.
- [4] BROCKWELL P J, DAVIS R A. Time Series: Theory and Methods[M]. Springer, 2009.
- [5] FAN J Q, YAO Q W. In attempts to understand Nonlinear Time Series: Nonparametric and Parametric Methods [M]. Springer, 2005.
- [6] HAMILTON J D. time series analysis[M]. Princeton University Press, 1994.
- [7] HARRIS R, SOLLIS R. Applied Time Series: Modelling and Forecasting[M]. John Wiley & Sons, 2003.
- [8] LÜTKEPOHL H. New Introduction to Multiple Time Series Analysis[M]. Springer, 2005.
- [9] LÜTKEPOHL H, Kratzig M. Applied Time Series Econometrics[M]. Cambridge University Press, 2004.

- [10] MADDALA G S, KIM I M. Unit Roots, Cointegration and Structural Change [M]. Cambridge University Press, 1998.
- [11] TSAY R S. Analysis of Financial Time Series[M]. John Wiley & Sons, 2005.
- [12] ROBINSON P M. Time Series With Long Memory[M]. Oxford University Press, 2003.
- [13] PERRON P. Trends and random walks in macroeconomic time series: Further evidence from a new approach[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 1988(12): 297-332.
- [14] DYICKEY D A, PANTULA S G. Determining the order of differencing in autoregressive processes[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 1987, 15: 455-461.
- [15] PANTULA S G. Testing for unit roots in time series data[J]. Econometric Theory, 1989(5), 256-271.
- [16] 徐绪松, 吴健谋, 胡则成. 金融数据分析智能信息处理技术[J]. 科技进步与对策, 2000(6): 95-96.
- [17] 徐绪松, 陈彦斌. 深沪股市分形维实证研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2000(11): 59-61.
- [18] 徐绪松, 马莉莉, 陈彦斌. 我国上海股票市场 GARCH 效应实证研究[J]. 武汉大学学报(理学版), 2002(3): 293-296.
- [19] 徐绪松, 熊保平, 龙虎. 用 RBF 神经网络确定上海股市的分形维数[J]. 武汉大学学报(理学版), 2003(3): 309-312.
- [20] 徐绪松, 马莉莉, 陈彦斌. Levy 分布在中国股票市场中的实证检验[J]. 科技进步与对策, 2005(8): 103-105.
- [21] 徐绪松, 王频. 中国股票市场 ES 和 VaR 的实证比较分析[J]. 技术经济, 2006(12): 1-6.
- [22] 陈彦斌, 徐绪松. 股票最高价、最低价的极端值分布函数[J]. 武汉大学学报(理学版), 2002(3): 301-305.
- [23] 侯成琪, 徐绪松. 中国股市长期记忆性的检验及记忆长度的度量[J]. 统计与决策, 2007(10): 98-100.
- [24] 李存金, 侯楠楠. 基于 R/S 分析的上海股市有效性实证研究[J]. 技术经济, 2009(5): 71-75.
- [25] 赵海英, 刘金全, 刘汉. 我国实际产出序列非对称性和非线性特征的统计检验——基于时域形变模型的检验分析[J]. 技术经济, 2008(11): 105-109.

Econometric Method: Time Series Analysis

Hou Chengqi^{1,2}, Xu Xusong²

(1. Guanghua School of Management, Peking University, Beijing 100871; 2 School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract: This paper introduces some classic models of univariate time series analysis including AR, MA, ARMA and ARIMA, analyzes theoretical essentials of these models and methods and steps of unit root test, summarizes advantages in forecast and applications in complexity science management of time series analysis, introduces basic steps of univariate time series analysis by analyzing one-month repo rate of national bond and return rate of SH180 index.

Key words: time series analysis; forecast; unit root test

(上接第 12 页)

- [5] 李昕. 高校科技企业孵化器评价因素研究[D]. 华中科技大学, 2005.
- [6] SCHWARTZ M, HORNYCH C. Specialization as strategy for business incubators: An assessment of the central German multi-media center[J]. Technovation, 2008, 28(7): 436-449.
- [7] SUNG T K, GIBSON D V, KANG B. Characteristics of technology transfer in business venture: the case of Daejeon, Korea [J]. Technological Forecasting & Social Change, 2003, 70(5): 449-466.
- [8] STEVENS E, DIMITRIADIS S. Managing the new service development process: towards a systemic model[J]. European Journal of Marketing, 2005, 39(1/2): 175-198.
- [9] TASI W P. Knowledge transfer in intra-organizational networks: Effects of network position and absorptive capacity on business unit innovation and performance[J]. Academy of Management Journal, 2001, 44(5): 996-1004.
- [10] LALKAKA R, ABETTI P A. Business incubation and enterprise support systems in restructuring countries [J]. Creativity & innovation management, 1999, 8(3): 197-210.
- [11] GOLDSTEIN S M, JOHNSTON R, DUFFY J, et al. The service concept: the missing link in service design research? [J]. Journal of Operations Management, 2002, 20(2): 121-134.
- [12] FROEHLE C M, ROTH A V. A resource-process framework of new service development[J]. Production and operations management, 2007, 16(2): 169-188.
- [13] WEINBERG M, ALLEN L D N, SCHEMERHORN J R Jr. Interorganizational challenges in the design and management of business incubators[J]. Policy Studies Review, 1991, 10(2/3): 149-160.
- [14] BUCHE M W, SCILLITOE J L. Influence of gender and social networks on organizational learning within technology incubators[J]. Journal of Business, Spring, 2007, 22(1): 59-68.
- [15] PETERS L, RICE M, SUNDARARAJAN M. The role of incubators in the entrepreneurial process[J]. Journal of Technology Transfer, Jan, 2004, 29(1): 83-91.
- [16] 王琳, 魏江, 胡胜蓉. 服务创新分类研究[J]. 技术经济, 2009, 28(2): 7-12.

Service Evaluation and Innovation in Technology Business Incubators: An Empirical Study

Wang Hongwei

(Shenzhen Nanshan Technology Venture Service Center, Shenzhen 518052, China)

Abstract: The analysis of survey data for service satisfaction measured by service importance and service effectiveness from about 150 senior managers of incubated firms shows: Some services provided by the incubator are ranked high in satisfaction, such as enhancing firms' visibility, giving preferential rents, good traffic location, reputation for credibility, providing policy information, organizing trade exhibitions; Some services are low in satisfaction ranking, such as business training, providing business information, assistance in product promotion, constructing exchange platforms, introducing intermediary agencies, financing and investment supports. Innovated services are introduced to improve satisfaction level, including the establishment of networks for providing funds, information and other resources, developing the core capability of incubated firms.

Key words: service satisfaction; importance of service; effectiveness of service; service innovation; business incubator; incubated firms