

# Авторегрессионные ряды: поиск единичных корней и проверка на коинтегрированность.

Власов Сергей Владимирович, 522-я группа

Санкт-Петербургский Государственный Университет  
Математико-механический факультет  
Кафедра статистического моделирования

Научный руководитель — к.ф.-м.н. **Т.М. Товстик**  
Рецензент — к.ф.-м.н. **А.Ф. Сизова**

Санкт-Петербург  
2007г.

- $AR(p) : X_t = \alpha + \beta t + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} \dots + a_p X_{t-p} + \varepsilon_t, t = 1, \dots, n$  — авторегрессия порядка  $p$  с линейным трендом,  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ .

## Теорема

Процесс  $x_t$  стационарен, если корни характеристического полинома  $\chi(y)$  находятся вне единичного круга:

$$\chi(y) = \sum_{k=0}^N a_k y^k, \quad a_0 = 1$$

- Временной ряд  $X_t$  называется **интегрированным  $I(k)$  порядка  $k$** , если:
  - 1 ряд  $X_t$  не является стационарным в широком смысле;
  - 2 ряд  $\Delta^k X_t$ , полученный в результате  $k$ -кратного дифференцирования ряда  $X_t$ , является стационарным рядом;
  - 3 ряд  $\Delta^{k-1} X_t$ , полученный в результате  $(k-1)$ -кратного дифференцирования ряда  $X_t$ , не является стационарным в широком смысле.

## Замечание

*Временной ряд является интегрируемым рядом степени  $k$ , если характеристический многочлен имеет  $k$  единичных корней, а остальные корни находятся вне единичного круга.*

- Если характеристический многочлен имеет корень внутри единичного круга отличный от 1, то процесс имеет «взрывной» характер.
- Эффект коинтеграции впервые описан Грейнджером, 1981г. :

## Определение

Ряды  $X_t$  и  $Y_t$  ( $X_t, Y_t \in I(1)$ ) называются **коинтегрированными**, если существует ненулевой (**коинтегрирующий**) вектор  $\beta = (\beta_1, \beta_2)^T \neq 0$ , для которого  $\beta_1 X_t + \beta_2 Y_t$  — стационарный ряд.

- Предпосылки:

- даны 2 выборки, состоящие из реальных данных;
- построение адекватных авторегрессионных моделей для обеих выборок;
- выявление наличия и количества единичных корней в каждой модели;
- проверка наличия коинтеграционного эффекта между ними.

- Задача:

построить единый многофакторный алгоритм проверки данных на единичный корень и коинтеграционный эффект.

- Свойства алгоритма:

- упрощает существующие методы,
- позволяет проверять вышеописанные эффекты для любых данных.

Структура алгоритма:

- Первоначальная оценка степени авторегрессии, коэффициентов и наличия единичных корней методом МНК.
- Проверка гипотезы о наличии единичного корня в соответствии с первоначальной оценкой с использованием алгоритмов Дикки-Фуллера, Дикки-Пантула, Доладо и др.
- Проверка двух временных рядов на коинтеграцию в случае принадлежности к классу  $I(1)$ .

- Проведем последовательные оценки коэффициентов модели методом МНК в предположении, что порядок авторегрессии равен  $1, 2, \dots, p$ .
- Пусть:  
 $\hat{\alpha}^{(1)}, \hat{\beta}^{(1)}, \hat{a}_1^{(1)}$  — оценки параметров AR(1);  
 $\hat{\alpha}^{(2)}, \hat{\beta}^{(2)}, \hat{a}_1^{(2)}, \hat{a}_2^{(2)}$  — оценки параметров AR(2);  
 $\dots$   
 $\hat{\alpha}^{(p)}, \hat{\beta}^{(p)}, \hat{a}_1^{(p)}, \hat{a}_2^{(p)} \dots \hat{a}_p^{(p)}$  — оценки параметров AR(p).
- Определение порядка авторегрессии с использованием выборочной автокорреляционной функции ( $r_{part}(p) = \hat{a}_p^{(p)}$ ).

## Утверждение

Если  $X_t$  — процесс типа AR(p), то при больших  $n$  и  $k > p$  распределение  $r_{part}(k)$  можно аппроксимировать нормальным распределением  $r_{part}(k) \sim N(0, T^{-1})$ .

- Предварительной оценкой порядка авторегрессии является такое  $p$ , что:

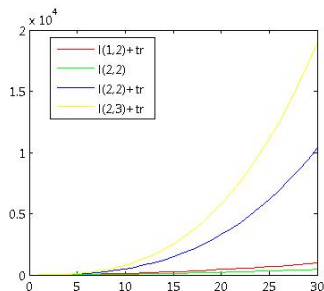
$$|\hat{a}_p^{(p)}| > \frac{2}{\sqrt{N}}, |\hat{a}_{p+1}^{(p+1)}| < \frac{2}{\sqrt{N}}.$$

## Наблюдение

При решении характеристического уравнения с полученными с помощью МНК коэффициентами, получаем правильное количество единичных корней независимо от степени авторегрессии, наличия тренда и точности оценок коэффициентов.

Таблица: Результаты использования МНК:

| $p$ | $k$ | тренд | оценка коэф | оценка $p$ | кол-во единичных корней |
|-----|-----|-------|-------------|------------|-------------------------|
| 3   | 0   | -     | +           | +          | +                       |
| 3   | 0   | +     | +           | +          | +                       |
| 1   | 1   | -     | +           | +          | +                       |
| 1   | 1   | +     | +           | +          | +                       |
| 2   | 1   | -     | +           | +          | +                       |
| 2   | 1   | +     | +           | +          | +                       |
| 3   | 1   | -     | +           | +          | +                       |
| 3   | 1   | +     | +           | +          | +                       |
| 2   | 2   | -     | +           | +          | +                       |
| 2   | 2   | +     | +           | -          | +                       |
| 3   | 2   | -     | +           | -          | +                       |
| 3   | 2   | +     | +           | -          | +                       |
| 4   | 2   | -     | -           | -          | +                       |
| 4   | 2   | +     | -           | -          | +                       |



Пусть  $r$  - число единичных корней.

- ❶ При  $r = 0$  или  $r = 1$ ,  $p = 1$ . Следует использовать многовариантную процедуру Доладо проверки единичного корня.
- ❷ При  $r = 0$  или  $r = 1$ ,  $p > 1$ . Следует использовать расширенный критерий Дикки-Фуллера проверки наличия единичного корня.
- ❸ При  $r = 2$ ,  $p = 2$ . Следует использовать процедуру Дикки-Пантулы;
- ❹ При  $r = 2$ ,  $p > 2$  и очень сильном росте, можно с уверенностью говорить о соответствии данных модели  $I(2)$ . При не очень сильном росте есть вероятность, что это модель  $I(1)$  + тренд. Чтобы проверить это, берем первые разности и проверяем на стационарность.



Многовариантная процедура Доладо проверки наличия единичного корня состоит из последовательного перебора различных комбинаций оцениваемой статистической модели data **SM** (statistical model) и процесса порождения данных **DGP** (data generating process). Для каждого шага строится статистика проверки соответствующей гипотезы по SM. Сравнение с критическим значением статистики по DGP приводит к одному из двух вариантов, либо мы отвергаем гипотезу о том, что  $a_1 = 1$ , либо переходим к следующему шагу проверки.

Шаги процедуры Доладо:

- ❶  $SM : \Delta X_t = \alpha + \beta t + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \alpha + \varepsilon_t; H_0 : a_1 = 0.$
- ❷  $SM : \Delta X_t = \alpha + \beta t + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t, \beta \neq 0; H_0 : \beta = 0.$   
 $SM : \Delta X_t = \alpha + \beta t + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t, \beta \neq 0; H_0 : a_1 = 0.$
- ❸  $SM : \Delta X_t = \alpha + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \varepsilon_t; H_0 : a_1 = 0.$
- ❹  $SM : \Delta X_t = \alpha + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \varepsilon_t; H_0 : \alpha = 0.$   
 $SM : \Delta X_t = \alpha + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \alpha + \varepsilon_t, \alpha \neq 0; H_0 : a_1 = 0.$
- ❺  $SM : \Delta X_t = a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; DGP : \Delta X_t = \varepsilon_t; H_0 : a_1 = 0.$

- Процедура Доладо подходит исключительно для моделей AR(1). Расширенный критерий Дикки-Фуллера позволяет проверить наличие единичного корня для любого  $p$ .
- Стандартное уравнение авторегрессии

$$X_t = \alpha + \beta t + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} \dots a_p X_{t-p} + \varepsilon_t$$

приводим к следующему виду:

$$X_t = \alpha + \beta t + \rho X_{t-1} + (\theta_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \theta_{p-1} \Delta X_{t-p+1}) + \varepsilon_t,$$

где

$$\rho = a_1 + a_2 + \dots + a_p, \quad \theta_j = -(a_{j+1} + \dots + a_p).$$

- Гипотеза о наличии единственного единичного корня принимает вид  $H_0 : \rho = 1$  (Hamilton, 1994).

- Процедура Дики-Пантула состоит в проверке гипотезы, что все  $p$  корней характеристического многочлена единичные, при ее отвержении —  $p - 1$  корней и т.д.
- Пример использования для AR(2):
  - $AR(2) : \Delta^2 X_t = (a - 1)(1 - b)X_{t-1} + (ab - 1)\Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$ ,  
где  $a = 1/z_1$ ,  $b = 1/z_2$ , а  $z_1, z_2$  — корни характеристического уравнения  $\chi(z) = 0$ ;
  - Если  $a = b = 1$ , то  $\Delta^2 X_t = \varepsilon_t$ .

Гипотеза об I(2) имеет вид  $H_0 : \varphi = 0$  в модели  $\Delta^2 X_t = \alpha + \varphi \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$ .

- Метод Энгла-Грейнджера проверяет остатки на стационарность.
- Алгоритм метода:
  - 1 Оцениваем значения  $\alpha$  и  $\beta$  в рамках регрессионной модели  $Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t$ .  
Получаем оценки для остатков:  $Z_t = Y_t - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_t$ .
  - 2 Гипотеза о некоинтегрированности  $X_t$  и  $Y_t$  соответствует гипотезе о наличии единичного корня у  $Z_t$ . Проверяем используя расширенный критерий Дикки-Фуллера:

$$\Delta Z_t = \varphi Z_{t-1} + \theta_1 \Delta Z_{t-1} + \zeta_t; H_0 : \varphi = 1$$

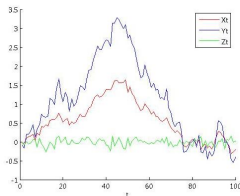
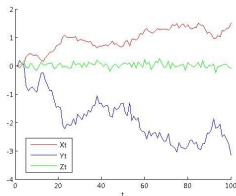
- Статистика Энгла-Грейнджера представляет собой обычную  $t$ -статистику для проверки гипотезы  $\varphi = 1$ . Распределение статистики Энгла-Грейнджера отличается от стандартной статистики Дикки-Фуллера.

## Этап 4. Использование алгоритма для смоделированных рядов

- Рассмотрим следующие временные ряды:

(1):  $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ ,  $Y_t = 2X_t + \nu_t$ ,  $t = 1, \dots, N$ ;  $N = 100$ .

(2):  $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ ,  $Y_t = -2X_t + \nu_t$ ,  $t = 1, \dots, N$ ;  $N = 100$ .



- Результаты МНК:

|       | AR(1)            | AR(2)                   | AR(3)                          | r |
|-------|------------------|-------------------------|--------------------------------|---|
| $X_t$ | (-0.01, 0, 0.96) | (-0.01, 0, 1.02, -0.06) | (-0.01, 0, 1.02, -0.01, -0.05) | 1 |
| $Y_t$ | (-0.09, 0, 0.98) | (-0.09, 0, 1.07, -0.1)  | (-0.09, 0, 1.08, -0.12, 0.01)  | 1 |

- Предварительный вывод: оба временных ряда являются AR(1), I(1).
- Проведение процедуры Доладо подтверждает этот факт.
- Оценка регрессии: (1):  $Y_t = -0.006 + 1.983X_t + \hat{u}_t$ , (2):  $Y_t = -2X_t + \hat{u}_t$   
(1):  $Z_t = \hat{u}_t = Y_t + 0.006 - 1.983X_t$ , (2):  $Z_t = \hat{u}_t = Y_t + 2X_t$
- Значение статистики Энгла-Грейнджера  
(1):  $t_\varphi = -7.42 < t_{cr,0.05} = -3.396$ ; (2):  $t_\varphi = -6.93 < t_{cr,0.05}$ .
- Отвергаем гипотезу о неинтегрированности рядов  $X_t$  и  $Y_t$ .

## Результаты работы:

- найден новый метод нахождения количества единичных корней в моделях авторегрессии.
- построены критические значения статистик для проверки гипотез о наличии единичных корней.
- построен единый многофакторный алгоритм поиска единичных корней и проверки на коинтеграцию.