### **Econometria de Séries Temporais**

O modelo Autorregressivo (AR)

João Ricardo Costa Filho

"The most important questions of life are, for the most part, really only problems in probability."

Laplace (1812)

"In God we trust. All others must bring data."

William Edwards Deming

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Como temos apenas uma defasagem do erro, este é um AR(1).

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Como temos apenas uma defasagem do erro, este é um AR(1). Como seria o modelo com duas defasagens?

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Como temos apenas uma defasagem do erro, este é um AR(1). Como seria o modelo com duas defasagens? E com três?

• Operador: *L* 

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1y_t$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$
  - $L^3y_t$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$
  - $L^3 y_t = y_{t-3}$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$
  - $L^3 y_t = y_{t-3}$
  - $L^5y_t$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$
  - $L^3 y_t = y_{t-3}$
  - $L^5 y_t = y_{t-5}$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$
  - $L^3 y_t = y_{t-3}$
  - $L^5 y_t = y_{t-5}$
  - $L(L^5y_t)$

- Operador: L
  - $L^j y_t = y_{t-j}$
  - $L^1 y_t = y_{t-1}$
  - $L^3 y_t = y_{t-3}$
  - $L^5 y_t = y_{t-5}$
  - $L\left(L^5y_t\right) = y_{t-6}$

Propriedades (Enders 2014; Bueno 2012):

• Lc = c

- Lc = c
- $L(y_t + x_t) = y_{t-1} + x_{t-1}$

- Lc = c
- $L(y_t + x_t) = y_{t-1} + x_{t-1}$ 
  - $(L^i + L^j) y_t = y_{t-i} + y_{t-j}$

- Lc = c
- $L(y_t + x_t) = y_{t-1} + x_{t-1}$
- $L(y_t x_t) = y_{t-1} x_{t-1}$

- Lc = c
- $L(y_t + x_t) = y_{t-1} + x_{t-1}$ •  $(L^i + L^j) y_t = y_{t-i} + y_{t-j}$
- $L(y_t x_t) = y_{t-1} x_{t-1}$
- $L^{-1}y_t = y_{t+1}$  (lead operator)

#### AR(1) e o operador de defasagens

Represente o processo AR(1) descrito anteriormente utilizando o operador de defasagens.

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L)y_t = c + \varepsilon_t$$

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L)y_t = c + \varepsilon_t$$
  
como  $\frac{1}{(1 - \phi L)} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots$ , temos:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L)y_t = c + \varepsilon_t$$

$$como \frac{1}{(1 - \phi L)} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots, temos:$$

$$y_t = \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)}$$

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L) y_t = c + \varepsilon_t$$

$$como \frac{1}{(1 - \phi L)} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots, temos:$$

$$y_t = \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)} = \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) (c + \varepsilon_t)$$

$$\begin{aligned} y_t &= c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L) y_t = c + \varepsilon_t \\ &\text{como } \frac{1}{(1 - \phi L)} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots, \text{temos:} \\ y_t &= \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)} = \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) (c + \varepsilon_t) \iff \\ y_t &= \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) c + \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) \varepsilon_t \end{aligned}$$

Vamos reescrever o AR assumindo que  $|\phi| < 1$ :

$$\begin{aligned} y_t &= c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L) y_t = c + \varepsilon_t \\ &\text{como } \frac{1}{(1 - \phi L)} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots, \text{temos:} \\ y_t &= \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)} = \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) (c + \varepsilon_t) \iff \\ y_t &= \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) c + \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) \varepsilon_t \iff \\ y_t &= \frac{c}{1 - \phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} \end{aligned}$$

7

Vamos reescrever o AR assumindo que  $|\phi| < 1$ :

$$\begin{split} y_t &= c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L) y_t = c + \varepsilon_t \\ \operatorname{como} \ \frac{1}{(1 - \phi L)} &= 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots, \operatorname{temos:} \\ y_t &= \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)} = \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) (c + \varepsilon_t) \iff \\ y_t &= \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) c + \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) \varepsilon_t \iff \\ y_t &= \frac{c}{1 - \phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} \\ y_t &= \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} \\ \operatorname{onde} \ \mu &= \frac{c}{1 - \phi}. \end{split}$$

7

Vamos reescrever o AR assumindo que  $|\phi| < 1$ :

$$\begin{split} y_t &= c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \Longrightarrow (1 - \phi L) y_t = c + \varepsilon_t \\ &\text{como } \frac{1}{(1 - \phi L)} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots, \text{temos:} \\ y_t &= \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)} = \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) (c + \varepsilon_t) \iff \\ y_t &= \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) c + \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) \varepsilon_t \iff \\ y_t &= \frac{c}{1 - \phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} \\ y_t &= \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} \\ \text{onde } \mu &= \frac{c}{1 - \phi}. \text{ Qual tipo de modelo \'e esse?} \end{split}$$

7

#### A decomposição de Wold (1938)

Qualquer processo  $y_t$  que seja **fracamente estacionário** pode ser reescrito como uma função linear de variáveis não-correlacionadas,  $a_t$ :

$$y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i a_{t-i}$$

onde  $a_t$  é um ruído branco e  $\phi_1 = 1$ .

#### A decomposição de Wold (1938)

Qualquer processo  $y_t$  que seja **fracamente estacionário** pode ser reescrito como uma função linear de variáveis não-correlacionadas,  $a_t$ :

$$y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i a_{t-i}$$

onde  $a_t$  é um ruído branco e  $\phi_1 = 1$ .

Ou seja, qualquer processo **linear** possui uma representação  $\mathsf{MA}(\infty).$ 

• Não podemos estimar infinitos coeficientes.

- Não podemos estimar infinitos coeficientes.
- Portanto, nós colocamos restrições.

- Não podemos estimar infinitos coeficientes.
- Portanto, nós colocamos restrições.
- No processo AR trataremos sobre o padrão de decaimento dos coeficientes  $\phi$ .

- Não podemos estimar infinitos coeficientes.
- Portanto, nós colocamos restrições.
- No processo AR trataremos sobre o padrão de decaimento dos coeficientes φ.
- No processo MA, não precisamos impor restrições.

#### Um AR(1) é (fracamente) estacionário?

Voltando à estacionariedade do AR(1)...

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right]$$

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right] = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j})$$

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right] = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu.$$

Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right] = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu.$$

Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right] = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu.$$

$$Var\left[y_{t}\right] = E\left[\left(y_{t} - \mu\right)^{2}\right]$$

Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right] = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu.$$

$$Var[y_t] = E[(y_t - \mu)^2] = E\left[\sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right]^2$$

Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = E\left[\mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right] = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu.$$

$$Var\left[y_{t}\right] = E\left[\left(y_{t} - \mu\right)^{2}\right] = E\left[\sum_{j=0}^{\infty} \phi^{j} \varepsilon_{t-j}\right]^{2} = \sum_{j=0}^{\infty} \phi^{2j} E\left[\varepsilon_{t-j}^{2}\right] = \frac{\sigma^{2}}{1 - \phi^{2}}.$$

Autocovariância:

Autocovariância:

$$E\left[\left(y_{t}-\mu\right)\left(y_{t-j}-\mu\right)\right]=E\left[\left(\sum_{s=0}^{\infty}\phi^{s}\varepsilon_{t-s}\right)\left(\sum_{s=0}^{\infty}\phi^{s}\varepsilon_{t-s-j}\right)\right]=$$

#### Autocovariância:

$$E\left[\left(y_{t} - \mu\right)\left(y_{t-j} - \mu\right)\right] = E\left[\left(\sum_{s=0}^{\infty} \phi^{s} \varepsilon_{t-s}\right) \left(\sum_{s=0}^{\infty} \phi^{s} \varepsilon_{t-s-j}\right)\right] =$$

$$= \sigma^{2}\left(\phi^{j} + \phi^{j+2} + \phi^{j+4} + \cdots\right) = \left(\frac{\phi^{j}}{1 - \phi^{2}}\right) \sigma^{2}$$
(1)

Autocovariância:

$$E\left[\left(y_{t}-\mu\right)\left(y_{t-j}-\mu\right)\right] = E\left[\left(\sum_{s=0}^{\infty}\phi^{s}\varepsilon_{t-s}\right)\left(\sum_{s=0}^{\infty}\phi^{s}\varepsilon_{t-s-j}\right)\right] =$$

$$= \sigma^{2}\left(\phi^{j}+\phi^{j+2}+\phi^{j+4}+\cdots\right) = \left(\frac{\phi^{j}}{1-\phi^{2}}\right)\sigma^{2}$$
(1)

Autocorrelação:

Autocovariância:

$$E\left[\left(y_{t}-\mu\right)\left(y_{t-j}-\mu\right)\right] = E\left[\left(\sum_{s=0}^{\infty}\phi^{s}\varepsilon_{t-s}\right)\left(\sum_{s=0}^{\infty}\phi^{s}\varepsilon_{t-s-j}\right)\right] =$$

$$= \sigma^{2}\left(\phi^{j}+\phi^{j+2}+\phi^{j+4}+\cdots\right) = \left(\frac{\phi^{j}}{1-\phi^{2}}\right)\sigma^{2}$$
(1)

Autocorrelação:

$$\rho_{j} = \frac{\left(\frac{\phi^{j}}{1-\phi^{2}}\right)\sigma^{2}}{\frac{\sigma^{2}}{1-\phi^{2}}} = \phi^{j}, j = 1, 2, \dots$$
 (2)

Mas e então, o AR(1) é um processo (fracamente) estacionário?

# **AR(2)**

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

# **AR(2)**

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$
$$E[y_t] \equiv \mu =$$

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$
  
$$E[y_t] \equiv \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}.$$

A esperança incondicional de um AR(2) é dada por:

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$
  
$$E[y_t] \equiv \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}.$$

A esperança incondicional de um AR(2) é dada por:

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$
  
$$E[y_t] \equiv \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}.$$

$$y_t - \mu =$$

A esperança incondicional de um AR(2) é dada por:

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$
  
$$E[y_t] \equiv \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}.$$

$$y_t - \mu = \phi_1 (y_{t-1} - \mu) + \phi_2 (y_{t-2} - \mu) + \varepsilon_t$$

A esperança incondicional de um AR(2) é dada por:

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$

$$E[y_t] \equiv \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}.$$

$$y_t - \mu = \phi_1 (y_{t-1} - \mu) + \phi_2 (y_{t-2} - \mu) + \varepsilon_t$$
  
 $E [(y_t - \mu) (y_{t-j} - \mu)]$ 

A esperança incondicional de um AR(2) é dada por:

$$E[y_t] = c + \phi_1 E[y_{t-1}] + \phi_2 E[y_{t-2}] + E[\varepsilon_t] \Longrightarrow$$

$$E[y_t] \equiv \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}.$$

$$y_{t} - \mu = \phi_{1} (y_{t-1} - \mu) + \phi_{2} (y_{t-2} - \mu) + \varepsilon_{t}$$

$$E [(y_{t} - \mu) (y_{t-j} - \mu)] = \phi_{1} E [(y_{t-1} - \mu) (y_{t-j} - \mu)] +$$

$$+ \phi_{2} E [(y_{t-2} - \mu) (y_{t-j} - \mu)] + E [\varepsilon_{t} (y_{t-j} - \mu)].$$

Finalmente, temos que a autocovariância  $(\gamma_j)$  do processo AR(2) segue um AR(2):

$$\gamma_j = \phi_1 \gamma_{j-1} + \phi_2 \gamma_{j-2}, j = 1, 2, \dots$$

E, portanto, para a autocorrelação:

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2}, j = 1, 2, \dots$$

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

Seja  $y_t$  uma variável aleatória tal que o seu processo estocástico é dado por:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

Veja se um AR(p) é (fracamente) estacionário em Bueno (2012).

Veja se um AR(p) é (fracamente) estacionário em Bueno (2012). Mas dada a decomposição de Wold, o que podemos inferir?

$$E[y_t] = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p y_{t-p}}$$

• Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p y_{t-p}}$$

Equação característica:

Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p y_{t-p}}$$

Equação característica:

$$1 - \phi_1 \lambda - \phi_2 \lambda^2 - \dots - \phi_p \lambda^p = 0$$

Expectativa incondicional:

$$E[y_t] = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p y_{t-p}}$$

• Equação característica:

$$1 - \phi_1 \lambda - \phi_2 \lambda^2 - \dots - \phi_p \lambda^p = 0$$

O que precisamos para que exista convergência?

# Leia os livros e os artigos, não fique só com os slides!!!!

#### Referências

Bueno, Rodrigo De Losso da Silveira. 2012. *Econometria de Séries Temporais*. Cengage Learning.

Enders, Walter. 2014. "Applied Econometric Time Series Fourth Edition." New York (US): University of Alabama.

Wold, Herman. 1938. "A Study in the Analysis of Stationary Time Series." PhD thesis, Almqvist & Wiksell.