# Econometria de Séries Temporais

Processos não estacionários, tendência estocástica e regressão espúria

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

Por que não podemos utilizar os modelos anteriores quando as séries não são estacionárias?

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.

Sabemos que em um AR(1),  $Var[y_t] = \frac{1}{1-\phi^2}$ .

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.

Sabemos que em um AR(1),  $Var[y_t]=\frac{1}{1-\phi^2}.$  Portanto, quando  $|\phi| \to 1$ , a variância explode.

Podemos decompor uma série temporal da seguinte forma:

 $y_t = \text{tendência}$ 

Podemos decompor uma série temporal da seguinte forma:

 $y_t = \text{tendência} + \text{componente estacionário}$ 

Podemos decompor uma série temporal da seguinte forma:

$$y_t = ext{tendência} + ext{componente estacionário} + arepsilon_t$$

Podemos decompor uma série temporal da seguinte forma:

$$y_t = ext{tendência} + ext{componente estacionário} + \varepsilon_t$$

Vamos trabalhar com dinâmicas diferentes para a tendência.

# Séries temporais com tendências

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Esse processo flutua ao redor de uma tendência **determinística**.

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Esse processo flutua ao redor de uma tendência **determinística**. Como podemos induzir estacionariedade?

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Esse processo flutua ao redor de uma tendência **determinística**. Como podemos induzir estacionariedade? De duas formas:

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Esse processo flutua ao redor de uma tendência **determinística**. Como podemos induzir estacionariedade? De duas formas: (i) removendo a tendência

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Esse processo flutua ao redor de uma tendência **determinística**. Como podemos induzir estacionariedade? De duas formas: (i) removendo a tendência ou (ii) calculando a primeira diferença.

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L)\varepsilon_t$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. Esse processo flutua ao redor de uma tendência **determinística**. Como podemos induzir estacionariedade? De duas formas: (i) removendo a tendência ou (ii) calculando a primeira diferença. Será que são equivalentes?

Vamos remover a tendência do processo:

Vamos remover a tendência do processo:

$$\tilde{y}_t = y_t - \delta t$$

Vamos remover a tendência do processo:

$$\tilde{y}_t = y_t - \delta t = y_0 + \psi(L)\varepsilon_t$$

Vamos remover a tendência do processo:

$$\tilde{y}_t = y_t - \delta t = y_0 + \psi(L)\varepsilon_t$$

Vamos calcular a primeira diferença:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$$

Vamos remover a tendência do processo:

$$\tilde{y}_t = y_t - \delta t = y_0 + \psi(L)\varepsilon_t$$

Vamos calcular a primeira diferença:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} = y_t + (1 - L)\psi(L)\varepsilon_t$$

De acordo com Bueno (2012):

De acordo com Bueno (2012):

• A diferenciação estacionariza a série.

De acordo com Bueno (2012):

- A diferenciação estacionariza a série.
- Mas introduz ruído.

#### De acordo com Bueno (2012):

- A diferenciação estacionariza a série.
- Mas introduz ruído.
- Logo, se uma série é tendência estacionária, o recomendado é a remoção da tendência.

1) Estime a seguinte regressão por mínimos quadrados ordinários:

$$y_t = \delta_0 + \delta_1 t + \delta_2 t^2 + \dots + \delta_k t^k + e_t$$

1) Estime a seguinte regressão por mínimos quadrados ordinários:

$$y_t = \delta_0 + \delta_1 t + \delta_2 t^2 + \dots + \delta_k t^k + e_t$$

2) Obtenha os resíduos ( $\hat{e}_t = y_t - \hat{y}_t$ ).

1) Estime a seguinte regressão por mínimos quadrados ordinários:

$$y_t = \delta_0 + \delta_1 t + \delta_2 t^2 + \dots + \delta_k t^k + e_t$$

2) Obtenha os resíduos ( $\hat{e}_t = y_t - \hat{y}_t$ ). Essa é a série estacionária a ser utilizada nos modelos (e.g.: ARMA(p,q)).

### Tendência estocástica (Bueno 2012)

Considere o seguinte processo estocástico:

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

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

### Tendência estocástica (Bueno 2012)

Considere o seguinte processo estocástico:

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

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. A substituição recursiva implica que:

### Tendência estocástica (Bueno 2012)

Considere o seguinte processo estocástico:

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

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco. A substituição recursiva implica que:

$$y_t = y_0 + \delta t + \sum_{i=0}^t \varepsilon_i$$

#### Note que:

1)  $y_t$  acumula todos os choques passados  $(\sum_{i=0}^t \varepsilon_i)$ .

- 1)  $y_t$  acumula todos os choques passados  $(\sum_{i=0}^t \varepsilon_i)$ .
- 2) Já sabemos que a primeira diferença da série é estacionária.

- 1)  $y_t$  acumula todos os choques passados  $(\sum_{i=0}^t \varepsilon_i)$ .
- 2) Já sabemos que a primeira diferença da série é estacionária.
- Séries com tendência estocástica são chamadas de séries integradas.

- 1)  $y_t$  acumula todos os choques passados  $(\sum_{i=0}^t \varepsilon_i)$ .
- 2) Já sabemos que a primeira diferença da série é estacionária.
- Séries com tendência estocástica são chamadas de séries integradas.
- 4) Nesse caso, como a primeira diferença é suficiente para induzir estacionariedade, ela é I(1).

- 1)  $y_t$  acumula todos os choques passados  $(\sum_{i=0}^t \varepsilon_i)$ .
- 2) Já sabemos que a primeira diferença da série é estacionária.
- Séries com tendência estocástica são chamadas de séries integradas.
- 4) Nesse caso, como a primeira diferença é suficiente para induzir estacionariedade, ela é I(1).
- 5) Se mais diferenças fossem necessárias, seria I(d).

$$\Delta^2 y_t$$

$$\Delta^2 y_t = \Delta \Delta y_t$$

$$\Delta^2 y_t = \Delta \Delta y_t = \Delta \left( y_t - y_{t-1} \right)$$

$$\Delta^{2} y_{t} = \Delta \Delta y_{t} = \Delta (y_{t} - y_{t-1}) = (y_{t} - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2})$$

$$\Delta^{2} y_{t} = \Delta \Delta y_{t} = \Delta (y_{t} - y_{t-1}) = (y_{t} - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2})$$
  
$$\Delta^{2} y_{t} = y_{t} - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

A segunda diferença de uma série é dada por:

$$\Delta^{2} y_{t} = \Delta \Delta y_{t} = \Delta (y_{t} - y_{t-1}) = (y_{t} - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2})$$
  
$$\Delta^{2} y_{t} = y_{t} - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

Uma série I(2) possui duas raízes unitárias.

A segunda diferença de uma série é dada por:

$$\Delta^{2} y_{t} = \Delta \Delta y_{t} = \Delta (y_{t} - y_{t-1}) = (y_{t} - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2})$$
  
$$\Delta^{2} y_{t} = y_{t} - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

Uma série I(2) possui duas raízes unitárias. Temos que:

$$(1-L)^2 y_t$$

A segunda diferença de uma série é dada por:

$$\Delta^{2} y_{t} = \Delta \Delta y_{t} = \Delta (y_{t} - y_{t-1}) = (y_{t} - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2})$$
  
$$\Delta^{2} y_{t} = y_{t} - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

Uma série I(2) possui duas raízes unitárias. Temos que:

$$(1-L)^2 y_t = (1-2L+L^2) y_t$$

A segunda diferença de uma série é dada por:

$$\Delta^{2} y_{t} = \Delta \Delta y_{t} = \Delta (y_{t} - y_{t-1}) = (y_{t} - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2})$$
  
$$\Delta^{2} y_{t} = y_{t} - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

Uma série I(2) possui duas raízes unitárias. Temos que:

$$(1-L)^2 y_t = (1-2L+L^2) y_t = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

#### Passeios aleatórios

Assuma uma série I(1) com  $\delta = 0$ :

Assuma uma série I(1) com  $\delta = 0$ :

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

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

Esperança incondicional

$$E[y_t] = E[y_{t-1} + \varepsilon_t] = y_{t-1}$$

Esperança incondicional

$$E[y_t] = E[y_{t-1} + \varepsilon_t] = y_{t-1}$$

Variância

$$Var[y_t] = Var[\sum_{i=t}^t \varepsilon_i] = t\sigma^2$$

#### Covariância

$$Cov[y_t, y_{t-j}] = E\left[\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i\right) \left(\sum_{s=1}^{t-j} \varepsilon_s\right)\right] = (t-j)\sigma^2.$$

Assuma uma série I(1) com  $\delta \neq 0$ :

Assuma uma série I(1) com  $\delta \neq 0$ :

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

Assuma uma série I(1) com  $\delta \neq 0$ :

$$y_t = y_{t-1} + \delta + \varepsilon_t \iff y_t = y_0 + \delta t + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

#### Previsão

$$E[y_{t+H}] = y_t + \delta H + E[\sum_{h=1}^{H} \varepsilon_{t+h}] = y_t + \delta H$$

#### Previsão

$$E[y_{t+H}] = y_t + \delta H + E[\sum_{h=1}^{H} \varepsilon_{t+h}] = y_t + \delta H$$

Ao estimarmos a regressão abaixo,

Ao estimarmos a regressão abaixo,

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t,$$

Ao estimarmos a regressão abaixo,

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t,$$

provavelmente teremos um alto  $\mathbb{R}^2$  e coeficientes estatisticamente significativos.

Ao estimarmos a regressão abaixo,

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t,$$

provavelmente teremos um alto  $\mathbb{R}^2$  e coeficientes estatisticamente significativos. Por quê?

#### **Teste Durbin-Watson**

Em algumas regressões, pode-se utilizar o teste Durbin-Watson, cuja razão tende a zero quando for o caso de uma regressão espúria (Fukushige and Wago 2002), conforme indica Pfaff (2008).

 Se X e Y forem estacionárias, a regressão convencial pode ser utilizada (respeitadas as hipóteses do modelo).

- Se X e Y forem estacionárias, a regressão convencial pode ser utilizada (respeitadas as hipóteses do modelo).
- Se X e Y forem integradas de diferentes ordens, a regressão será espúria.

- Se X e Y forem estacionárias, a regressão convencial pode ser utilizada (respeitadas as hipóteses do modelo).
- Se X e Y forem integradas de diferentes ordens, a regressão será espúria.
- Se X e Y forem integradas com as mesma ordem e os resíduos forem integrados, a regressão será espúria.

- Se X e Y forem estacionárias, a regressão convencial pode ser utilizada (respeitadas as hipóteses do modelo).
- Se X e Y forem integradas de diferentes ordens, a regressão será espúria.
- Se X e Y forem integradas com as mesma ordem e os resíduos forem integrados, a regressão será espúria.
- Se X e Y forem integradas com as mesma ordem e os resídos forem estacionários, há cointegração.

# 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.

Fukushige, M, and H Wago. 2002. "Using the Durbin-Watson Ratio to Detect a Spurious Regressions: Can We Make a Rule of Thumb?"

Pfaff, Bernhard. 2008. Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with R. Springer Science & Business Media.