# Aula2\_2\_Estacionariedade

July 16, 2020

# 1 Séries estacionárias

### por Cibele Russo

Baseado em

- Moretting, P.A.; Toloi, C.M.C. "Análise de Séries Temporais". Blucher, 2004.
- Ehlers, R.S. (2009) Análise de Séries Temporais, http://www.icmc.usp.br/~ehlers/stemp/stemp.pdf. Acessado em 28/06/2020.

Leituras adicionais recomendadas

- Boxplots https://pt.wikipedia.org/wiki/Diagrama\_de\_caixa
- Boxplots usando o pacote seaborn https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.boxplot.html
- Teste para raiz unitária https://en.wikipedia.org/wiki/Unit\_root\_test
- Teste de Dickey-Fuller aumentado https://en.wikipedia.org/wiki/Augmented\_Dickey-Fuller\_test.

### 1.1 Estacionariedade

Como as séries temporais são realizações de processos estocásticos, estudaremos um pouco as características de processos estocásticos estacionários.

### Definição

Um processo estocástico é dito ser **estritamente estacionário** se a distribuição de probabilidade conjunta de  $Z(t_1), \ldots, Z(t_k)$  é a mesma de  $Z(t_1 + \tau), \ldots, Z(t_k + \tau)$ .

Ou seja, o deslocamento da origem dos tempos por uma quantidade  $\tau$  não tem efeito na distribuição conjunta que portanto depende apenas dos intervalos entre  $t_1, \ldots, t_k$ .

Para k = 1, a estacionariedade estrita implica que a distribuição de  $Z_t$  é a mesma para todo t de modo que, se os primeiros momentos forem finitos,

$$\mu(t) = \mu e \sigma^2(t) = \sigma^2 \ \forall t$$

Para k = 2, a distribuição conjunta de  $Z(t_1)$  e  $Z(t_2)$  depende apenas da distância  $t_2 - t_1$ .

A **função de autocovariância** também depende apenas de  $t_2 - t_1$  e pode ser escrita como  $\gamma(\tau)$ :

$$\gamma(\tau) = E[(Z(t)\mu)(Z(t+\tau)\mu)] = Cov(Z(t), Z(t+\tau)).$$

 $\gamma(\tau)$  é chamado de coeficiente de autocovariância na defasagem  $\tau$ .

Note que o tamanho de  $\gamma(\tau)$  depende da escala de Z(t). Uma quantidade livre de escala é a função de autocorrelação

$$\rho(\tau) = \frac{\gamma(\tau)}{\gamma(0)}.$$

Na prática é muito dificil usar a definição de estacionariedade estrita e costuma-se definir estacionariedade de uma forma menos restrita.

### Definição

Um processo estocástico  $\{Z(t), t \in \mathcal{T}\}$  é dito ser **estacionário de segunda ordem ou fracamente estacionário** se a sua função média é constante e sua função de autocovariância depende apenas da defasagem,

$$E(Z(t)) = \mu$$
,  $\forall t$  e

$$SCOV[Z(t), Z(t+\tau)] = E[Z(t)\mu][Z(t+\tau)\mu] = \gamma(\tau) \forall t$$

- Nenhuma outra suposição é feita a respeito dos momentos de ordem mais alta.
- Fazendo  $\tau = 0$  segue que  $Var[Z(t)] = \gamma(0), \forall t$ .
- Tanto a média quanto a variância precisam ser finitos.

#### Definição

Um processo estocástico é dito ser um processo **Gaussiano** se, para qualquer conjunto  $\{t_1, t_2, ..., t_n\}$  as variáveis aleatórias  $Z(t_1), Z(t_2), ..., Z(t_n)$  tem distribuição normal multivariada.

- A distribuição normal multivariada fica completamente caracterizada pelo primeiro e segundo momentos, ou seja, média, variâncias e covariâncias.
- Estacionariedade fraca implica em estacionariedade estrita para processos Gaussianos.
- Por outro lado,  $\mu$  e  $\gamma(t)$  podem não descrever adequadamente processos que se afastem muito da normalidade.

Já vimos na primeira aula um passeio aleatório

$$Z_t = Z_{t-1} + \epsilon_t$$
.

A série temporal se desenvolve no tempo de forma aleatória ao redor de uma média constante?

A maior parte das séries temporais não! Em geral, as séries de tempo apresentam *tendências*, positivas ou negativas, que podem ser lineares ou não lineares.

#### 1.2 Séries estacionárias

- Uma série temporal é estacionária se a sua média, variância e autocovariância são fixas para quaisquer dois pontos equidistantes. Isso significa que, independente de onde tomarmos um subconjunto da série, a média, variância, autocorrelação devem se manter constantes.
- Uma série que apresenta sazonalidade ou tendência não é estacionária.

## 1.3 Transformações para buscar estacionariedade

**Diferenças da série original** Como a maioria dos procedimentos da análise estatística das séries temporais supõe estacionariedade, pode ser necessário transformar os dados originais para obter uma série estacionária.

A transformação (filtro) mais comum consiste em tomar *diferenças sucessivas* da série original, até obter uma série estacionária.

• Primeira diferença

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t-1)$$

• Segunda diferença

$$\Delta^2 Z(t) = \Delta(\Delta(Z(t))) = \Delta(Z(t) - Z(t-1))$$

$$\Delta^2 Z(t) = Z(t) - 2Z(t-1) + Z(t-2)$$

#### 1.3.1 Exemplos:

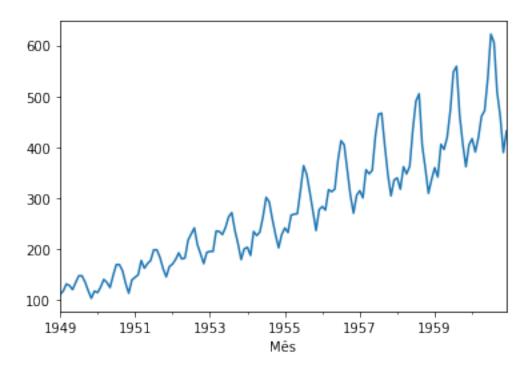
- 1. Considere os dados dos passageiros. A série é estacionária? A primeira diferença é estacionária?
- 2. Considere a série de mortes da COVID-19 em SP. Ela é estacionária? A primeira diferença é estacionária?

```
[1]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller

pkgdir = '/home/cibele/CibelePython/AprendizadoDinamico/Data'

passageiros = pd.read_csv(f'{pkgdir}/airline_passengers.csv', index_col=0, □
→parse_dates=True)
```

```
[2]: passageiros['Milhares de passageiros'].plot();
```



```
[3]: # Verificando as séries de média e desvio-padrão móvel com janela de 12 meses

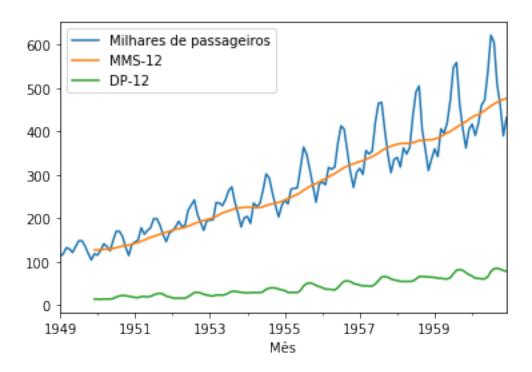
passageiros['MMS-12'] = passageiros['Milhares de passageiros'].

→rolling(window=12).mean()

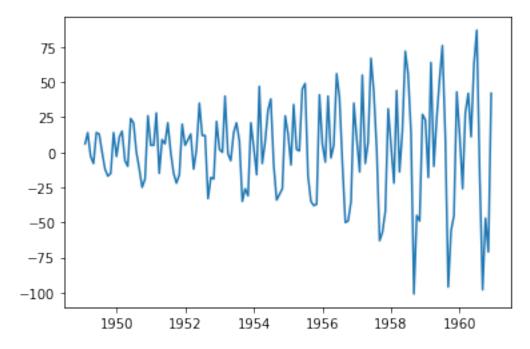
passageiros['DP-12'] = passageiros['Milhares de passageiros'].rolling(window=12).

→std()

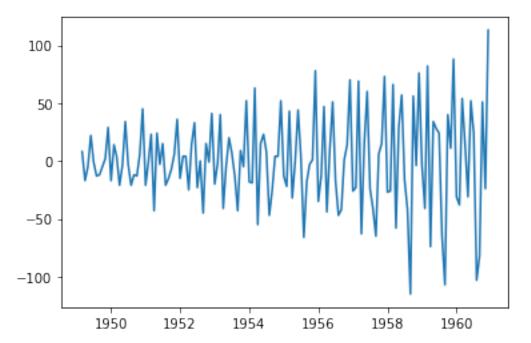
passageiros[['Milhares de passageiros','MMS-12','DP-12']].plot();
```



```
[4]: # Primeiras diferenças
y = np.diff(passageiros['Milhares de passageiros'])
x = passageiros.iloc[1:].index
plt.plot(x,y);
```



```
[5]: # Segundas diferenças
y2 = np.diff(y)
x2 = x[1:]
plt.plot(x2,y2);
```



# 1.4 Boxplots por períodos

Veja mais em

https://pt.wikipedia.org/wiki/Diagrama\_de\_caixa

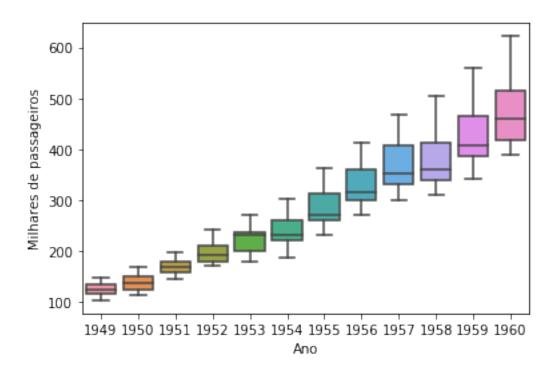
https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.boxplot.html

```
[6]: import seaborn as sns

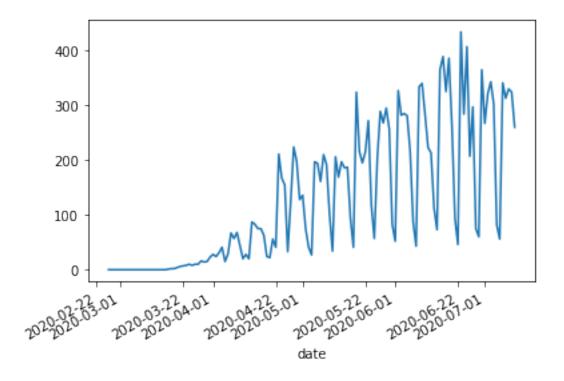
passageiros['Ano'] = passageiros.index.year

sns.boxplot(x=passageiros['Ano'], y=passageiros['Milhares de passageiros'])
```

[6]: <matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x7f131c4439d0>



```
[7]: # Mortes por COVID-19 no estado de SP
covidSP = pd.read_csv('covidSP.csv', index_col='date', parse_dates=True)
covidSP['deaths'].plot();
```

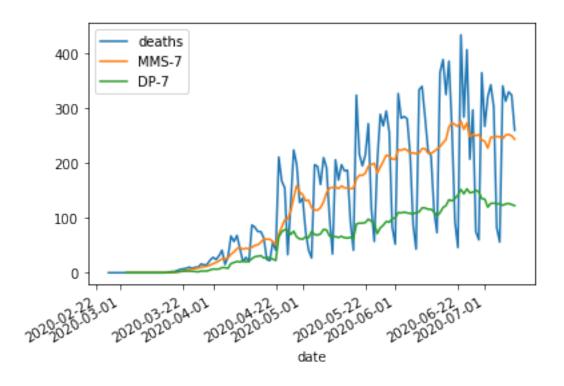


```
[8]: # Verificando as séries de média e desvio-padrão móvel com janela de 7 dias

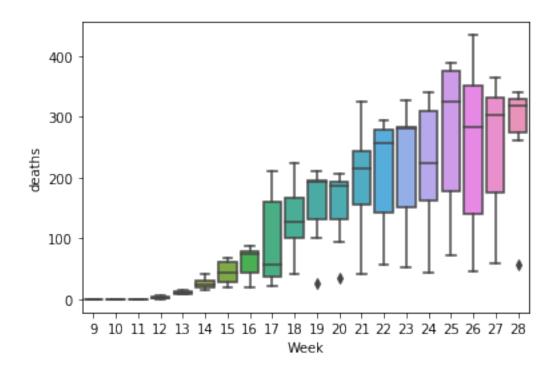
covidSP['MMS-7'] = covidSP['deaths'].rolling(window=7).mean()

covidSP['DP-7'] = covidSP['deaths'].rolling(window=7).std()

covidSP[['deaths','MMS-7','DP-7']].plot();
```



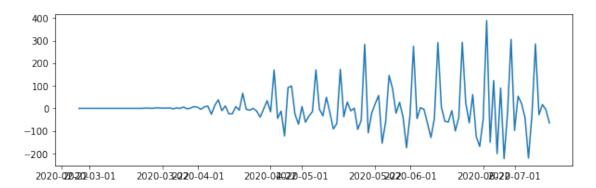
```
[9]: import seaborn as sns
covidSP['Week'] = covidSP.index.week
sns.boxplot(x=covidSP['Week'], y=covidSP['deaths'])
```



```
[10]: # Primeiras diferenças
y = np.diff(covidSP['deaths'])
x = covidSP.index[1:]

plt.rcParams['figure.figsize'] = [10,3]
plt.plot(x,y)
```

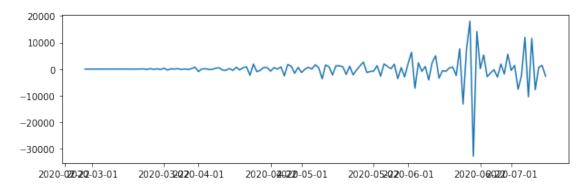
[10]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f131bbb63d0>]



```
[11]: # Segundas diferenças

y = np.diff(np.diff(covidSP['confirmed']))
x = covidSP.iloc[2:].index

plt.rcParams['figure.figsize'] = [10,3]
plt.plot(x,y);
```

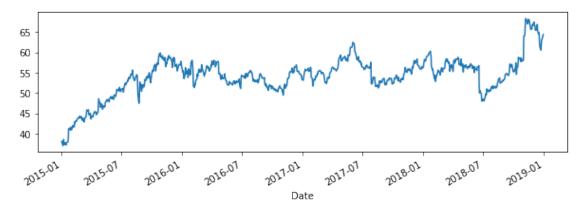


```
[14]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller

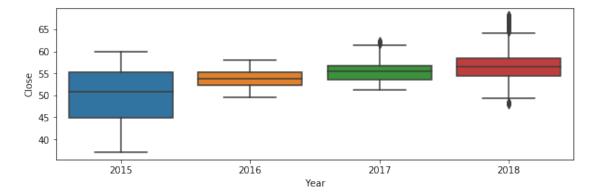
pkgdir = '/home/cibele/CibelePython/AprendizadoDinamico/Data'

starbucks = pd.read_csv(f'{pkgdir}/starbucks.csv', index_col=0, parse_dates=True)

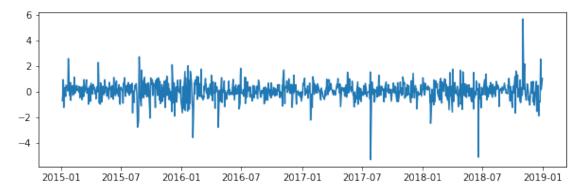
starbucks['Close'].plot()
```



```
[13]: import seaborn as sns
    starbucks['Year'] = starbucks.index.year
    x = sns.boxplot(x=starbucks['Year'], y=starbucks['Close'])
```



```
[15]: # Primeiras diferenças
y = np.diff(starbucks['Close'])
x = starbucks.iloc[1:].index
plt.plot(x,y);
```



O Teste de Dickey-Fuller é usado para testar estacionariedade em um contexto de modelos autorregressivos.

# 1.5 Um teste para "alguma evidência sobre estacionariedade"

Considere inicialmente um modelo AR(1), que veremos com mais detalhes nas próximas aulas.

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + a_t$$

em que  $a_t \sim RBN(0, \sigma^2)$ .

Segue-se que

$$\Delta Z_t = \phi^* Z_{t-1} + a_t$$

no qual  $\{ \phi | \star \} = \phi - 1$ \$.

Queremos avaliar as hipóteses

 $H_0: \phi^* = 0$  contra

 $H_1: \Phi(\star) < 0.$ 

Para isso, diversos desenvolvimentos são necessários para se obter a estatística de teste, mas não daremos detalhes aqui!

Existem outros tipos de testes de hipóteses como esse, e muitos deles testam se:

 $H_0$ : a série é não estacionária e contém uma raiz unitária

 $H_1$ : a série é estacionária ou tendência-estacionária

Para mais informações, veja (https://en.wikipedia.org/wiki/Unit\_root\_test)

O teste Dickey-Fuller aumentado também tem essa proposta (https://en.wikipedia.org/wiki/Augmented\_Dickey-Fuller\_test).

Para o Teste de Dickey-Fuller:

- Quando o valor-p é pequeno (p < 0.05, por exemplo), rejeitamos  $H_0$  e portanto há evidências de que a série é estacionária ou tendência-estacionária.
- Se o valor-p for grande ( $p \ge 0.05$ , por exemplo), não rejeitamos  $H_0$  e a série não é estacionária e contém uma raiz unitária.

Neste momento, vamos apenas aplicar o teste de Dickey-Fuller e verificar se há ou não evidências contra a estacionariedade da série.

```
[17]: # fonte: https://machinelearningmastery.com/time-series-data-stationary-python/
result = adfuller(passageiros['Milhares de passageiros'], autolag='AIC')
```

ADF Statistic: 0.815369 p-value: 0.991880 Critical Values: 1%: -3.482 5%: -2.884 10%: -2.579

Há evidências de que a série não seja estacionária!

ADF Statistic: -2.829267 p-value: 0.054213 Critical Values: 1%: -3.482 5%: -2.884 10%: -2.579

Há evidências fracas de que a série das primeiras diferenças não seja estacionária!

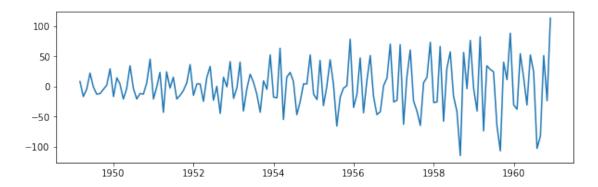
ADF Statistic: -16.384232 p-value: 0.000000 Critical Values: 1%: -3.482 5%: -2.884 10%: -2.579

Há evidências de que a série das segundas diferenças seja estacionária ou tendência-estacionária!

```
[20]: y = np.diff(np.diff(passageiros['Milhares de passageiros']))
x = passageiros.index[1:][1:]

plt.rcParams['figure.figsize'] = [10,3]
plt.plot(x,y)
```

[20]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f131b886410>]



ADF Statistic: -0.806163 p-value: 0.817305 Critical Values: 1%: -3.486 5%: -2.886 10%: -2.580

Há evidências de que a série não seja estacionária!

ADF Statistic: -4.830813

p-value: 0.000047
Critical Values:

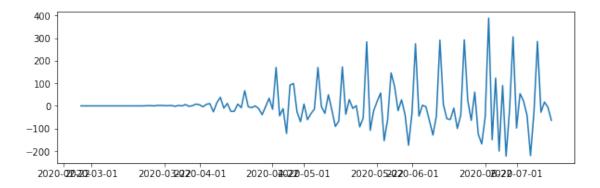
```
1%: -3.486
5%: -2.886
10%: -2.580
```

Há evidências de que a série das primeiras diferenças seja estacionária ou tendência-estacionária!

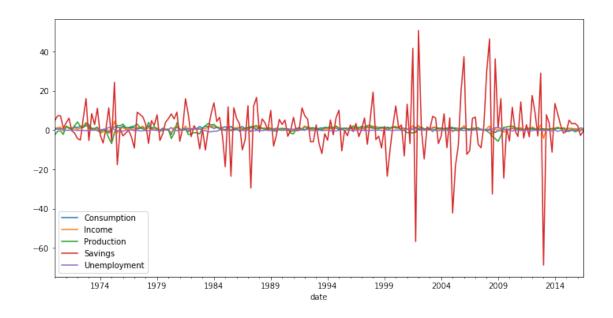
```
[25]: y = np.diff(covidSP['deaths'])
x = covidSP.index[1:]

plt.rcParams['figure.figsize'] = [10,3]
plt.plot(x,y)
```

[25]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f131b98e590>]



[26]: <matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x7f131ba95a50>



ADF Statistic: -18.705760

p-value: 0.000000 Critical Values: 1%: -3.466 5%: -2.877 10%: -2.575

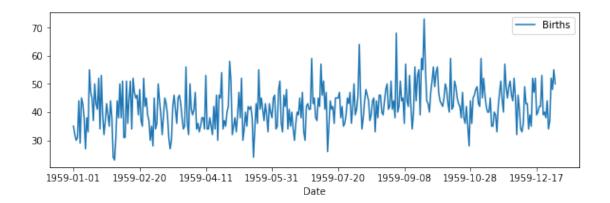
Há fortes evidências para concluir que a série seja estacionária ou tendência-estacionária!

```
[28]: # Dados daily-total-female-births, cujo objetivo seria prever nascimentos⊔
→ diários de meninas

from pandas import read_csv
from matplotlib import pyplot

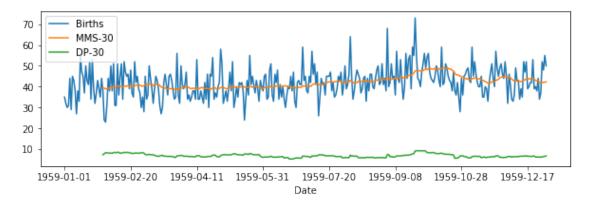
plt.rcParams['figure.figsize'] = [10,3]
births = read_csv('daily-total-female-births.csv', header=0, index_col=0)

births.plot();
```



```
[29]: births['MMS-30'] = births['Births'].rolling(window=30).mean()
births['DP-30'] = births['Births'].rolling(window=30).std()

plt.rcParams['figure.figsize'] = [10,3]
births[['Births','MMS-30','DP-30']].plot();
```



ADF Statistic: -4.808291

p-value: 0.000052 Critical Values: 1%: -3.449 5%: -2.870 10%: -2.571

Há evidências de que a série seja estacionária ou tendência-estacionária!

Exercício: Faça o teste para avaliar a estacionariedade dos dados do Starbucks. Existem evidências de que a série das primeiras diferenças é estacionária?