

# Processos Estocásticos: Introdução e Caracterização Temporal

Prof. Marcio Eisencraft

EPUSP

Abril 2019

## 1 Revisão de Probabilidades ✓ 😊

# Curso de Processos Estocásticos

- 1 Revisão de Probabilidades ✓ 😊
- 2 Variáveis Aleatórias (VA) ✓ 😊

# Curso de Processos Estocásticos

- 1 Revisão de Probabilidades ✓ 😊
- 2 Variáveis Aleatórias (VA) ✓ 😊
- 3 Operações sobre uma VA - Esperança ✓ 😊

# Curso de Processos Estocásticos

- 1 Revisão de Probabilidades ✓ 😊
- 2 Variáveis Aleatórias (VA) ✓ 😊
- 3 Operações sobre uma VA - Esperança ✓ 😊
- 4 Múltiplas VAs e operações sobre múltiplas VAs ✓ 😊

# Curso de Processos Estocásticos

- 1 Revisão de Probabilidades ✓ 😊
- 2 Variáveis Aleatórias (VA) ✓ 😊
- 3 Operações sobre uma VA - Esperança ✓ 😊
- 4 Múltiplas VAs e operações sobre múltiplas VAs ✓ 😊
- 5 Operações sobre múltiplas VAs ✓ 😊

# Curso de Processos Estocásticos

- 1 Revisão de Probabilidades ✓ 😊
- 2 Variáveis Aleatórias (VA) ✓ 😊
- 3 Operações sobre uma VA - Esperança ✓ 😊
- 4 Múltiplas VAs e operações sobre múltiplas VAs ✓ 😊
- 5 Operações sobre múltiplas VAs ✓ 😊
- 6 Processos Estocásticos - caracterização temporal

# Objetivos da aula

- Apresentar e exemplificar o que é um processo estocástico;

# Objetivos da aula

- Apresentar e exemplificar o que é um processo estocástico;
- Definir conceitos associados à representação temporal de um processo, como estacionariedade, ergodicidade e autocorrelação;

# Objetivos da aula

- Apresentar e exemplificar o que é um processo estocástico;
- Definir conceitos associados à representação temporal de um processo, como estacionariedade, ergodicidade e autocorrelação;
- Exercitar os conhecimentos adquiridos por meio de exemplos e exercícios.

# Principais Referências

- Peebles, P. Z. *Probability, Random Variables and Random Signal Principles*, 4th edition, 2001. Cap. 5.
- Stark, H.; Woods, J. W. *Probability and Random Process with Applications to Signal Processing*, 3th edition, 2002. Cap. 7.

# Aula de hoje

- 1 Conceito de Processo Estocástico
- 2 Estacionariedade
- 3 Caracterização Temporal para Processos
- 4 Ergodicidade
- 5 Conclusões e Próximas Aulas

# Aula de hoje

- 1 Conceito de Processo Estocástico
- 2 Estacionariedade
- 3 Caracterização Temporal para Processos
- 4 Ergodicidade
- 5 Conclusões e Próximas Aulas

# Introdução: Processo Estocástico

- Ferramenta na modelagem de sinais e sistemas em inúmeras áreas da Engenharia e das Ciências em geral.

# Introdução: Processo Estocástico

- Ferramenta na modelagem de sinais e sistemas em inúmeras áreas da Engenharia e das Ciências em geral.
- Vamos considerar um *espaço de probabilidades*  $(S, \mathcal{F}, P)$ , com
  - $S$  - Espaço das amostras;
  - $\mathcal{F}$  -  $\sigma$ -álgebra dos eventos definidos em  $S$ ;
  - $P$  - função  $S \rightarrow \mathbb{R}$  que obedece aos axiomas estudados.

# Introdução: Processo Estocástico

- Ferramenta na modelagem de sinais e sistemas em inúmeras áreas da Engenharia e das Ciências em geral.
- Vamos considerar um *espaço de probabilidades*  $(S, \mathcal{F}, P)$ , com
  - $S$  - Espaço das amostras;
  - $\mathcal{F}$  -  $\sigma$ -álgebra dos eventos definidos em  $S$ ;
  - $P$  - função  $S \rightarrow \mathbb{R}$  que obedece aos axiomas estudados.
- Conceito parecido com o de VA:
  - VA associa a cada  $s \in S$  um número  $X(s)$ ;
  - **Processo estocástico** associa a cada  $s \in S$  uma função  $X(t,s)$ .

## Processo Estocástico

Seja  $(S, \mathcal{F}, P)$  um espaço de probabilidades e um mapeamento  $X$  de  $S$  em um espaço de funções de uma variável  $t$  (tempo).

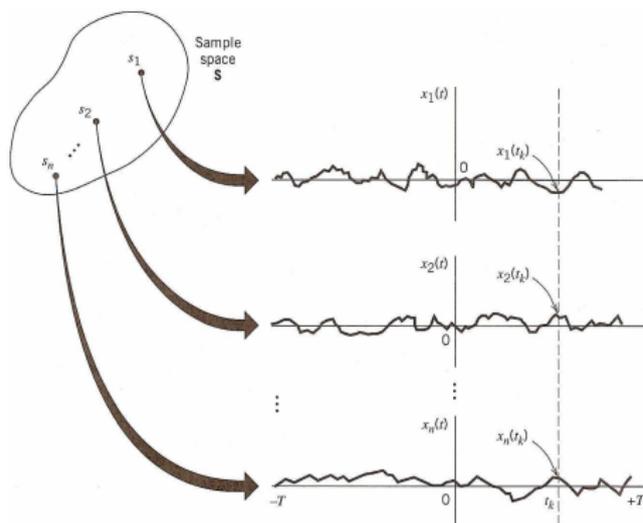
- O mapeamento  $X$  é chamado de *processo estocástico* ou *aleatório* se para cada  $t$  fixo o mapeamento é uma VA.

## Processo Estocástico

Seja  $(S, \mathcal{F}, P)$  um espaço de probabilidades e um mapeamento  $X$  de  $S$  em um espaço de funções de uma variável  $t$  (tempo).

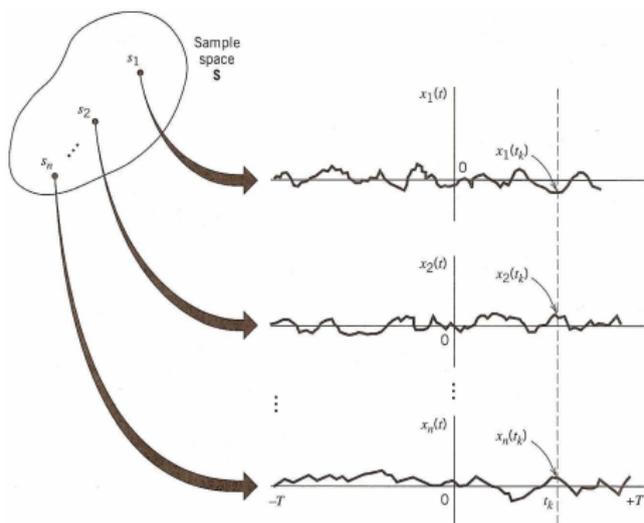
- O mapeamento  $X$  é chamado de *processo estocástico* ou *aleatório* se para cada  $t$  fixo o mapeamento é uma VA.
- Os elementos da imagem de  $X$  são chamados de *funções-amostra*.

# Notação



$$X(t,s)$$

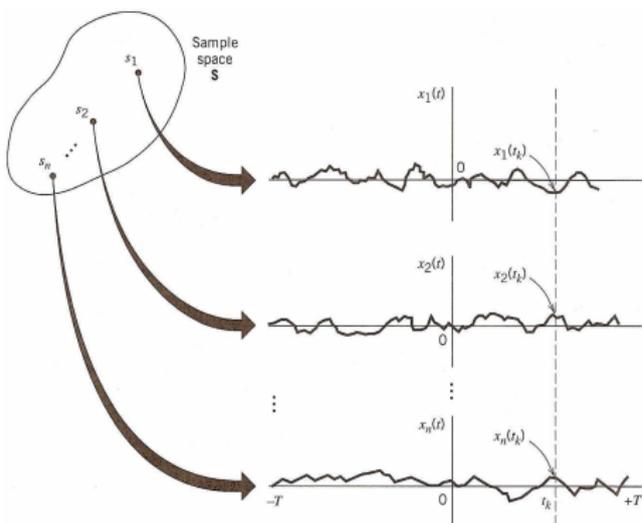
# Notação



$$X(t, s)$$

- Para  $s_j$  fixo,  $X(t, s_j) \triangleq x_j(t)$  é uma função do tempo determinista.

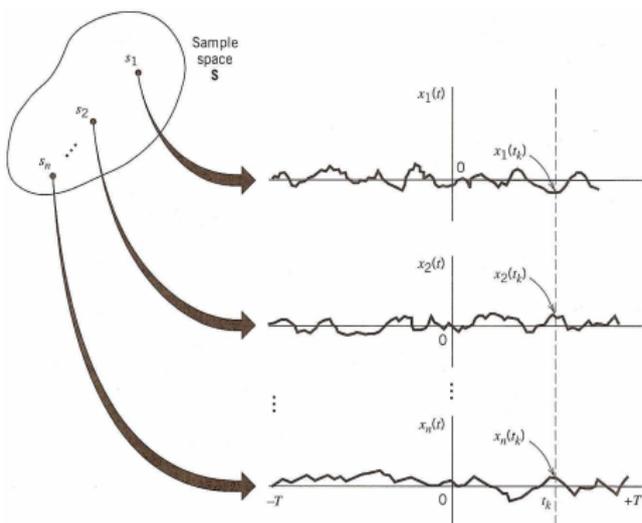
# Notação



$$X(t, s)$$

- Para  $s_j$  fixo,  $X(t, s_j) \triangleq x_j(t)$  é uma função do tempo determinista.
- Para  $t_k$  fixo,  $X(t_k, s) \triangleq X(t_k)$  é uma VA que assume valores  $\{x_1(t_k), x_2(t_k), \dots, x_n(t_k)\}$ .

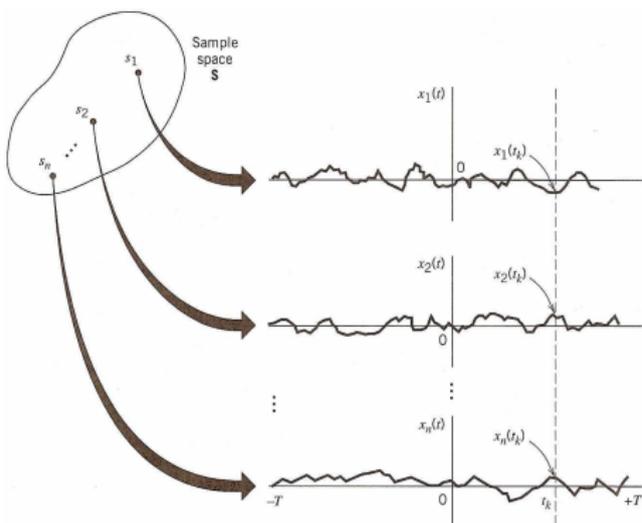
# Notação



$$X(t,s)$$

- Para  $s_j$  fixo,  $X(t,s_j) \triangleq x_j(t)$  é uma função do tempo determinista.
- Para  $t_k$  fixo,  $X(t_k,s) \triangleq X(t_k)$  é uma VA que assume valores  $\{x_1(t_k), x_2(t_k), \dots, x_n(t_k)\}$ .
- Quando  $S$  ficar implícito,  $X(t,s)$  é representado como  $X(t)$  e uma função-amostra por  $x(t)$ .

# Notação

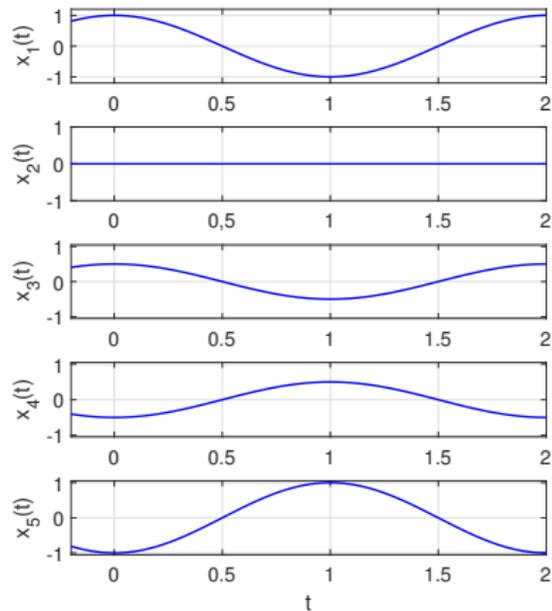


$$X(t, s)$$

- Para  $s_j$  fixo,  $X(t, s_j) \triangleq x_j(t)$  é uma função do tempo determinista.
- Para  $t_k$  fixo,  $X(t_k, s) \triangleq X(t_k)$  é uma VA que assume valores  $\{x_1(t_k), x_2(t_k), \dots, x_n(t_k)\}$ .
- Quando  $S$  ficar implícito,  $X(t, s)$  é representado como  $X(t)$  e uma função-amostra por  $x(t)$ .
- Vejamos alguns exemplos. 😊

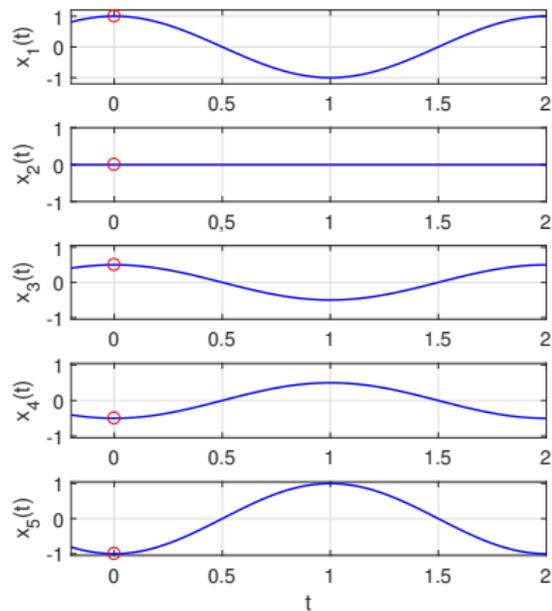
# Processo Estocástico: Exemplo

- Processo definido por  $X(t) = A \cos \pi t$ ,  $t \in \mathbb{R}$  em que  $A$  é uma VA  $A \sim U[-1,1]$ .



# Processo Estocástico: Exemplo

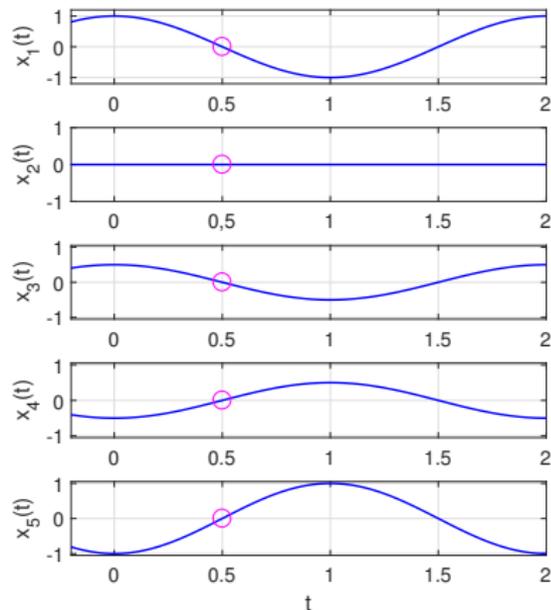
- Processo definido por  $X(t) = A \cos \pi t$ ,  $t \in \mathbb{R}$  em que  $A$  é uma VA  $A \sim U[-1,1]$ .



- $X(0) = A$ ;  $X(0) \sim U[-1,1]$

# Processo Estocástico: Exemplo

- Processo definido por  $X(t) = A \cos \pi t$ ,  $t \in \mathbb{R}$  em que  $A$  é uma VA  $A \sim U[-1,1]$ .

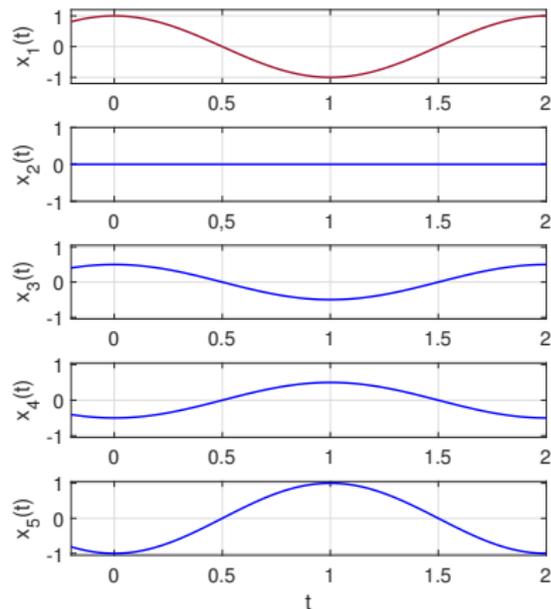


- $X(0) = A$ ;  $X(0) \sim U[-1,1]$

- $X(0,5)$  é VA com  $P[X(0,5) = 0] = 1$

# Processo Estocástico: Exemplo

- Processo definido por  $X(t) = A \cos \pi t$ ,  $t \in \mathbb{R}$  em que  $A$  é uma VA  $A \sim U[-1,1]$ .



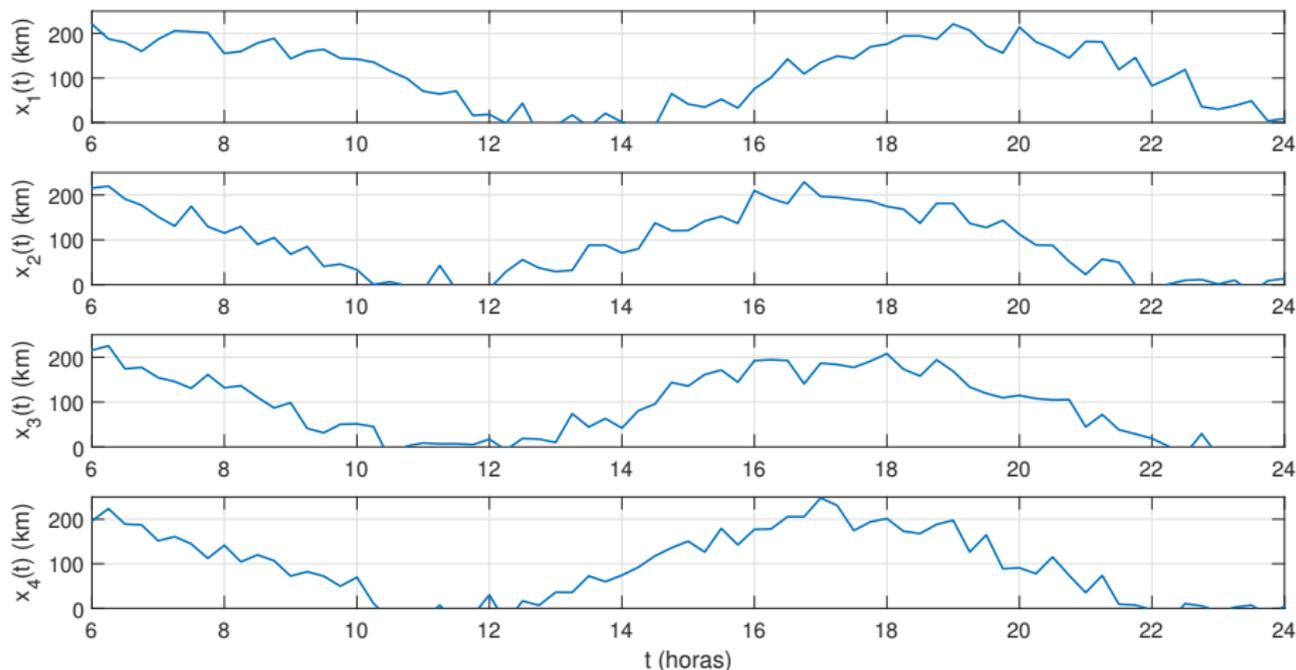
- $X(0) = A$ ;  $X(0) \sim U[-1,1]$

- $X(0,5)$  é VA com  $P[X(0,5) = 0] = 1$

- $x_1(t) = \cos \pi t$  é função determinista

# Processo Estocástico: outro exemplo

Vias congestionadas em São Paulo num dia útil



# Aula de hoje

- 1 Conceito de Processo Estocástico
- 2 Estacionariedade**
- 3 Caracterização Temporal para Processos
- 4 Ergodicidade
- 5 Conclusões e Próximas Aulas

# Estacionariedade

- Propriedades estatísticas das VAs  $X(t_k)$  dependem de  $t_k$ ?

# Estacionariedade

- Propriedades estatísticas das VAs  $X(t_k)$  dependem de  $t_k$ ?
- Sejam  $X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)$  VAs obtidas do processo  $X(t)$  nos instantes  $t_1, t_2, \dots, t_k$ .

# Estacionariedade

- Propriedades estatísticas das VAs  $X(t_k)$  dependem de  $t_k$ ?
- Sejam  $X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)$  VAs obtidas do processo  $X(t)$  nos instantes  $t_1, t_2, \dots, t_k$ .
- A FDP conjunta é  $F_{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)}(\cdot)$ .

# Estacionariedade

- Propriedades estatísticas das VAs  $X(t_k)$  dependem de  $t_k$ ?
- Sejam  $X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)$  VAs obtidas do processo  $X(t)$  nos instantes  $t_1, t_2, \dots, t_k$ .
- A FDP conjunta é  $F_{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)}(\cdot)$ .
- Deslocam-se todos os tempos de observação de  $\tau$ , obtendo novas variáveis  $X(t_1 + \tau), X(t_2 + \tau), \dots, X(t_k + \tau)$ .

# Estacionariedade

- Propriedades estatísticas das VAs  $X(t_k)$  dependem de  $t_k$ ?
- Sejam  $X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)$  VAs obtidas do processo  $X(t)$  nos instantes  $t_1, t_2, \dots, t_k$ .
- A FDP conjunta é  $F_{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)}(\cdot)$ .
- Deslocam-se todos os tempos de observação de  $\tau$ , obtendo novas variáveis  $X(t_1 + \tau), X(t_2 + \tau), \dots, X(t_k + \tau)$ .

## Processo estacionário em sentido estrito

O processo estocástico  $X(t)$  é dito *estacionário no sentido estrito* ou *estritamente estacionário* se

$$F_{X(t_1+\tau), X(t_2+\tau), \dots, X(t_k+\tau)}(\cdot) = F_{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_k)}(\cdot) \quad (1)$$

quaisquer que sejam  $\tau, k$  e os instantes de observação  $t_1, \dots, t_k$ .

## Casos especiais: $k = 1$

- Para  $k = 1$ , (1) torna-se

$$F_{X(t)}(x) = F_{X(t+\tau)}(x) \triangleq F_X(x) \quad (2)$$

# Casos especiais: $k = 1$

- Para  $k = 1$ , (1) torna-se

$$F_{X(t)}(x) = F_{X(t+\tau)}(x) \triangleq F_X(x) \quad (2)$$

- Para processo estritamente estacionário, FDP de  $X(t)$  não depende de  $t$ .

# Casos especiais: $k = 1$

- Para  $k = 1$ , (1) torna-se

$$F_{X(t)}(x) = F_{X(t+\tau)}(x) \triangleq F_X(x) \quad (2)$$

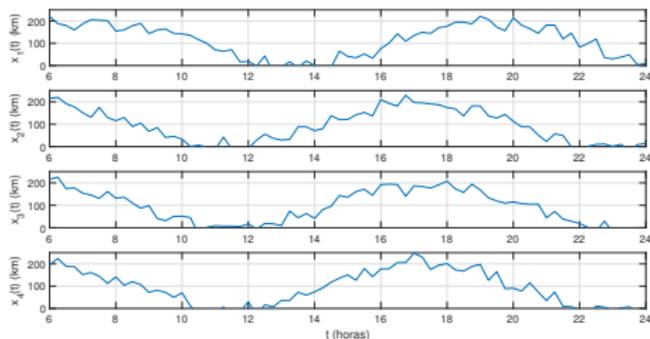
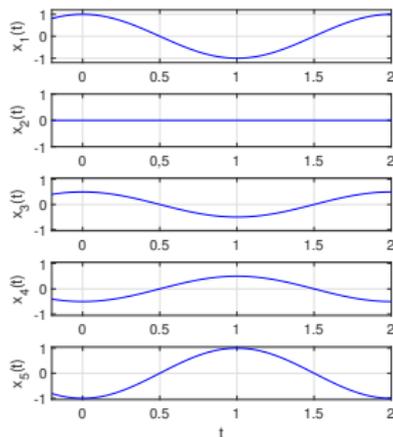
- Para processo estritamente estacionário, FDP de  $X(t)$  não depende de  $t$ .
- Processo que satisfaz (2) é chamado de *estacionário de 1ª ordem*

# Casos especiais: $k = 1$

- Para  $k = 1$ , (1) torna-se

$$F_{X(t)}(x) = F_{X(t+\tau)}(x) \triangleq F_X(x) \quad (2)$$

- Para processo estritamente estacionário, FDP de  $X(t)$  não depende de  $t$ .
- Processo que satisfaz (2) é chamado de *estacionário de 1ª ordem*
- Casos dos exemplos são claramente não estacionários!



## Casos especiais: $k = 2$

- Para  $k = 2$  e  $\tau = -t_1$ ,

$$F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(0), X(t_2 - t_1)}(x_1, x_2) \quad (3)$$

## Casos especiais: $k = 2$

- Para  $k = 2$  e  $\tau = -t_1$ ,

$$F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(0), X(t_2-t_1)}(x_1, x_2) \quad (3)$$

- A FDP conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$  depende apenas da diferença  $t_2 - t_1$  e não de  $t_1$  e  $t_2$ .

## Casos especiais: $k = 2$

- Para  $k = 2$  e  $\tau = -t_1$ ,

$$F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(0), X(t_2 - t_1)}(x_1, x_2) \quad (3)$$

- A FDP conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$  depende apenas da diferença  $t_2 - t_1$  e não de  $t_1$  e  $t_2$ .
- Processo que satisfaz (3) é chamado de *estacionário de 2ª ordem*.

## Casos especiais: $k = 2$

- Para  $k = 2$  e  $\tau = -t_1$ ,

$$F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(0), X(t_2-t_1)}(x_1, x_2) \quad (3)$$

- A FDP conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$  depende apenas da diferença  $t_2 - t_1$  e não de  $t_1$  e  $t_2$ .
- Processo que satisfaz (3) é chamado de *estacionário de 2ª ordem*.
- Estacionário de 2ª ordem  $\Rightarrow$  Estacionário de 1ª ordem.

## Casos especiais: $k = 2$

- Para  $k = 2$  e  $\tau = -t_1$ ,

$$F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(0), X(t_2-t_1)}(x_1, x_2) \quad (3)$$

- A FDP conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$  depende apenas da diferença  $t_2 - t_1$  e não de  $t_1$  e  $t_2$ .
- Processo que satisfaz (3) é chamado de *estacionário de 2ª ordem*.
- Estacionário de 2ª ordem  $\Rightarrow$  Estacionário de 1ª ordem.

### Exemplos

- 1 Resolver Exercícios 6.1 e 6.2 da apostila.

## Casos especiais: $k = 2$

- Para  $k = 2$  e  $\tau = -t_1$ ,

$$F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(0), X(t_2-t_1)}(x_1, x_2) \quad (3)$$

- A FDP conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$  depende apenas da diferença  $t_2 - t_1$  e não de  $t_1$  e  $t_2$ .
- Processo que satisfaz (3) é chamado de *estacionário de 2ª ordem*.
- Estacionário de 2ª ordem  $\Rightarrow$  Estacionário de 1ª ordem.

### Exemplos

- 1 Resolver Exercícios 6.1 e 6.2 da apostila.
- 2 Dê um exemplo de um processo estacionário.

# Aula de hoje

- 1 Conceito de Processo Estocástico
- 2 Estacionariedade
- 3 Caracterização Temporal para Processos**
- 4 Ergodicidade
- 5 Conclusões e Próximas Aulas

# Caracterização temporal: média

- Assim como definimos números que resumem propriedades de VAs (momentos), vamos definir funções que resumem características de  $X(t)$ .

# Caracterização temporal: média

- Assim como definimos números que resumem propriedades de VAs (momentos), vamos definir funções que resumem características de  $X(t)$ .

## Média ou valor esperado de $X(t)$

Valor esperado da variável aleatória obtida observando o processo num instante  $t$ :

$$\mu_X(t) = \mathbb{E}[X(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_{X(t)}(x) dx,$$

em que  $f_{X(t)}(x)$  é a fdp de  $X(t)$ .

# Caracterização temporal: média

- Assim como definimos números que resumem propriedades de VAs (momentos), vamos definir funções que resumem características de  $X(t)$ .

## Média ou valor esperado de $X(t)$

Valor esperado da variável aleatória obtida observando o processo num instante  $t$ :

$$\mu_X(t) = \mathbb{E}[X(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_{X(t)}(x) dx,$$

em que  $f_{X(t)}(x)$  é a fdp de  $X(t)$ .

- Se  $X(t)$  for pelo menos estacionário de 1ª ordem,  $f_{X(t)}(x) = f_X(x)$  e  $\mu_X(t) \triangleq \mu_X = \text{cte.}$ , para todo  $t$ .

# Caracterização temporal: autocorrelação

## Função de autocorrelação

Valor esperado do produto das VAs  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$ :

$$R_{XX}(t_1, t_2) = \mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_1 x_2 f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2) dx_1 dx_2.$$

em que  $f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2)$  é a fdp conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$ .

# Caracterização temporal: autocorrelação

## Função de autocorrelação

Valor esperado do produto das VAs  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$ :

$$R_{XX}(t_1, t_2) = \mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_1 x_2 f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2) dx_1 dx_2.$$

em que  $f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2)$  é a fdp conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$ .

- Fazendo  $t_1 = t$  e  $t_2 = t + \tau$ , tem-se a forma conveniente

$$R_{XX}(t, t + \tau) = \mathbb{E}[X(t)X(t + \tau)].$$

# Caracterização temporal: autocorrelação

## Função de autocorrelação

Valor esperado do produto das VAs  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$ :

$$R_{XX}(t_1, t_2) = \mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_1 x_2 f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2) dx_1 dx_2.$$

em que  $f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2)$  é a fdp conjunta de  $X(t_1)$  e  $X(t_2)$ .

- Fazendo  $t_1 = t$  e  $t_2 = t + \tau$ , tem-se a forma conveniente

$$R_{XX}(t, t + \tau) = \mathbb{E}[X(t)X(t + \tau)].$$

- Se  $X(t)$  for pelo menos estacionário de 2ª ordem,  $f_{X(t)X(t+\tau)}(\cdot)$  depende apenas de  $\tau$  e, portanto,  $R_{XX}$  é função apenas de  $\tau$ :

$$R_{XX}(\tau) = \mathbb{E}[X(t)X(t + \tau)]$$

# Estacionariedade em sentido amplo e exemplo

## Estacionariedade em sentido amplo

Se  $X(t)$  é tal que  $\mu_X(t)$  é constante e  $R_{XX}(t, t + \tau)$  depende apenas de  $\tau$ , processo é dito *estacionário em sentido amplo* (ESA).

# Estacionariedade em sentido amplo e exemplo

## Estacionariedade em sentido amplo

Se  $X(t)$  é tal que  $\mu_X(t)$  é constante e  $R_{XX}(t, t + \tau)$  depende apenas de  $\tau$ , processo é dito *estacionário em sentido amplo* (ESA).

- ESA é definição de estacionariedade mais usada na prática.

# Estacionariedade em sentido amplo e exemplo

## Estacionariedade em sentido amplo

Se  $X(t)$  é tal que  $\mu_X(t)$  é constante e  $R_{XX}(t, t + \tau)$  depende apenas de  $\tau$ , processo é dito *estacionário em sentido amplo* (ESA).

- ESA é definição de estacionariedade mais usada na prática.
- Note que Estacionariedade de 2ª ordem  $\Rightarrow$  ESA, mas não o contrário.

# Estacionariedade em sentido amplo e exemplo

## Estacionariedade em sentido amplo

Se  $X(t)$  é tal que  $\mu_X(t)$  é constante e  $R_{XX}(t, t + \tau)$  depende apenas de  $\tau$ , processo é dito *estacionário em sentido amplo* (ESA).

- ESA é definição de estacionariedade mais usada na prática.
- Note que Estacionariedade de 2ª ordem  $\Rightarrow$  ESA, mas não o contrário.

## Exemplo 1: Processo estacionário em sentido amplo?

Seja o processo estocástico

$$X(t) = A \cos(\omega_0 t + \Theta),$$

com  $A$  e  $\omega_0$  constantes e  $\Theta \sim U(0, 2\pi)$ . Mostre que esse processo é ESA.

# Estacionariedade em sentido amplo e exemplo

## Estacionariedade em sentido amplo

Se  $X(t)$  é tal que  $\mu_X(t)$  é constante e  $R_{XX}(t, t + \tau)$  depende apenas de  $\tau$ , processo é dito *estacionário em sentido amplo* (ESA).

- ESA é definição de estacionariedade mais usada na prática.
- Note que Estacionariedade de 2ª ordem  $\Rightarrow$  ESA, mas não o contrário.

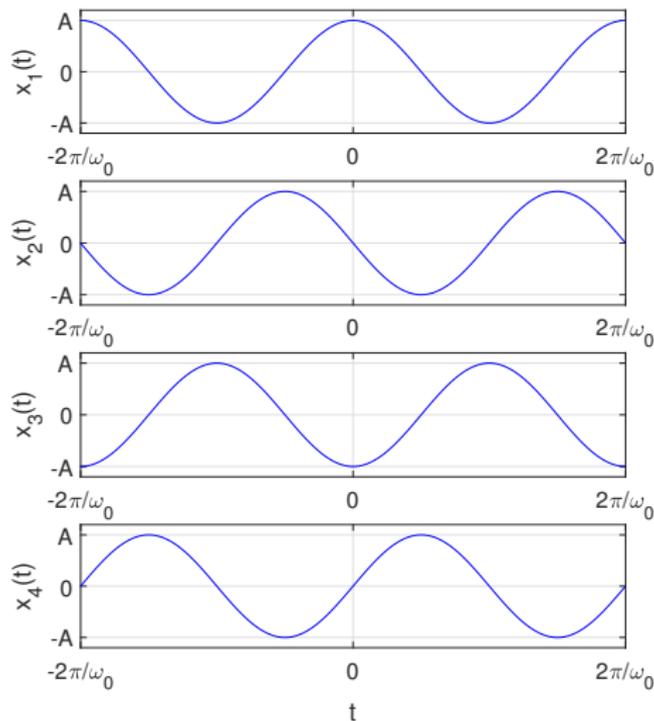
## Exemplo 1: Processo estacionário em sentido amplo?

Seja o processo estocástico

$$X(t) = A \cos(\omega_0 t + \Theta),$$

com  $A$  e  $\omega_0$  constantes e  $\Theta \sim U(0, 2\pi)$ . Mostre que esse processo é ESA. *Dica:*  $\cos(a) \cos(b) = \frac{1}{2} [\cos(a + b) + \cos(a - b)]$ .

# Algumas funções-amostras do Exemplo 1



# Algumas propriedades de $R_{XX}(\tau)$

Para processos ESA,

$$A) R_{XX}(0) = E[X^2(t)] \triangleq \text{Potência de } X(t)$$

# Algumas propriedades de $R_{XX}(\tau)$

Para processos ESA,

A)  $R_{XX}(0) = E[X^2(t)] \triangleq$  Potência de  $X(t)$

B)  $R_{XX}(\tau) = R_{XX}(-\tau)$  (simetria par)

# Algumas propriedades de $R_{XX}(\tau)$

Para processos ESA,

A)  $R_{XX}(0) = E[X^2(t)] \triangleq$  Potência de  $X(t)$

B)  $R_{XX}(\tau) = R_{XX}(-\tau)$  (simetria par)

C)  $|R_{XX}(\tau)| \leq R_{XX}(0)$

# Algumas propriedades de $R_{XX}(\tau)$

Para processos ESA,

A)  $R_{XX}(0) = E[X^2(t)] \triangleq$  Potência de  $X(t)$

B)  $R_{XX}(\tau) = R_{XX}(-\tau)$  (simetria par)

C)  $|R_{XX}(\tau)| \leq R_{XX}(0)$

## Exemplo 2: Propriedades da correlação

Demonstre a Propriedade C).

# Algumas propriedades de $R_{XX}(\tau)$

Para processos ESA,

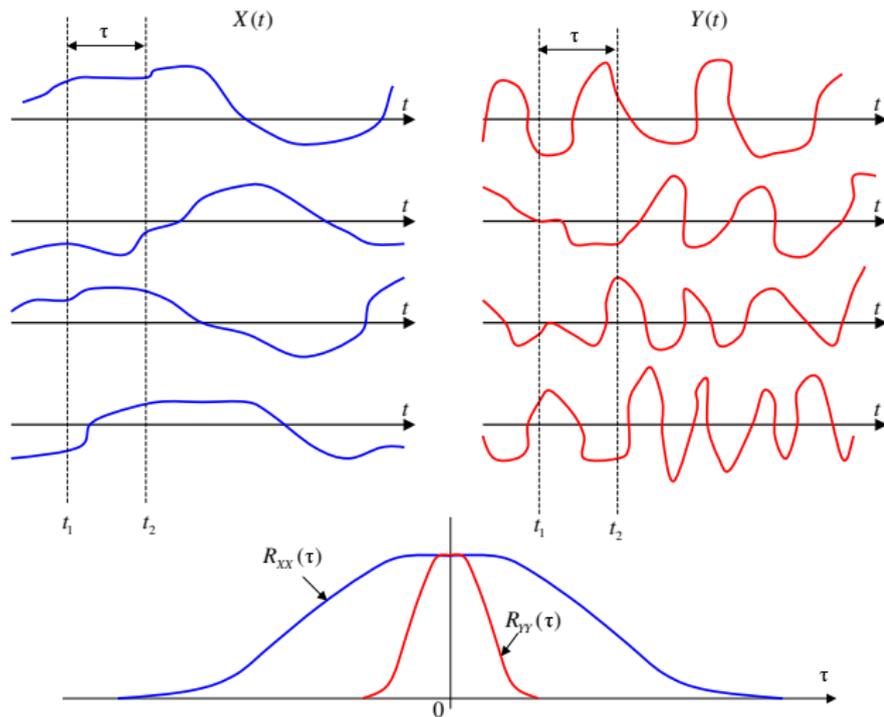
- A)  $R_{XX}(0) = E[X^2(t)] \triangleq$  Potência de  $X(t)$
- B)  $R_{XX}(\tau) = R_{XX}(-\tau)$  (simetria par)
- C)  $|R_{XX}(\tau)| \leq R_{XX}(0)$

## Exemplo 2: Propriedades da correlação

Demonstre a Propriedade C).

- D) Se  $X(t)$  tem componente periódica,  $R_{XX}(\tau)$  tem uma componente periódica com mesmo período.

# Exemplo de correlação de processos estacionários



# Função de autocovariância $C_{XX}$

## Função de autocovariância

$$C_{XX}(t, t + \tau) \triangleq \mathbb{E} [(X(t) - \mu_X(t)) (X(t + \tau) - \mu_X(t + \tau))]$$
$$=$$

# Função de autocovariância $C_{XX}$

## Função de autocovariância

$$\begin{aligned}C_{XX}(t, t + \tau) &\triangleq \mathbb{E} [(X(t) - \mu_X(t)) (X(t + \tau) - \mu_X(t + \tau))] \\ &= R_{XX}(t, t + \tau) - \mu_X(t)\mu_X(t + \tau)\end{aligned}$$

# Função de autocovariância $C_{XX}$

## Função de autocovariância

$$\begin{aligned}C_{XX}(t, t + \tau) &\triangleq \mathbb{E} [(X(t) - \mu_X(t)) (X(t + \tau) - \mu_X(t + \tau))] \\ &= R_{XX}(t, t + \tau) - \mu_X(t)\mu_X(t + \tau)\end{aligned}$$

- Variância de  $X(t)$ :

$$\sigma_X^2(t) \triangleq C_{XX}(t, t) = \mathbb{E} [X(t)^2] - \mu_X(t)^2$$

# Função de autocovariância $C_{XX}$

## Função de autocovariância

$$\begin{aligned}C_{XX}(t, t + \tau) &\triangleq \mathbb{E} [(X(t) - \mu_X(t)) (X(t + \tau) - \mu_X(t + \tau))] \\ &= R_{XX}(t, t + \tau) - \mu_X(t)\mu_X(t + \tau)\end{aligned}$$

- Variância de  $X(t)$ :

$$\sigma_X^2(t) \triangleq C_{XX}(t, t) = \mathbb{E} [X(t)^2] - \mu_X(t)^2$$

- Para processos ESA,

$$C_{XX}(\tau) = R_{XX}(\tau) - \mu_X^2$$

$$\sigma_X^2 = R_{XX}(0) - \mu_X^2 = \mathbb{E} [X^2] - \mu_X^2$$

# Aula de hoje

- 1 Conceito de Processo Estocástico
- 2 Estacionariedade
- 3 Caracterização Temporal para Processos
- 4 Ergodicidade**
- 5 Conclusões e Próximas Aulas

# Médias amostrais e temporais

- Valor esperado  $\mathbb{E}[\cdot]$  para  $X(t)$  é média sobre conjunto de realizações.

# Médias amostrais e temporais

- Valor esperado  $\mathbb{E}[\cdot]$  para  $X(t)$  é média sobre conjunto de realizações.
- Por exemplo, para calcular  $R_{XX}(\tau)$  é necessário conhecer FDP ou todas as funções-amostra.

# Médias amostrais e temporais

- Valor esperado  $\mathbb{E}[\cdot]$  para  $X(t)$  é média sobre conjunto de realizações.
- Por exemplo, para calcular  $R_{XX}(\tau)$  é necessário conhecer FDP ou todas as funções-amostra.
- Porém, muitas vezes só se tem acesso a uma única função-amostra e, mesmo assim, quer se obter a  $R_{XX}(\tau)$  do processo.

# Médias amostrais e temporais

- Valor esperado  $\mathbb{E}[\cdot]$  para  $X(t)$  é média sobre conjunto de realizações.
- Por exemplo, para calcular  $R_{XX}(\tau)$  é necessário conhecer FDP ou todas as funções-amostra.
- Porém, muitas vezes só se tem acesso a uma única função-amostra e, mesmo assim, quer se obter a  $R_{XX}(\tau)$  do processo.
- Se o processo for **estacionário**, pode-se definir **médias temporais**.

# Médias amostrais e temporais

- Valor esperado  $\mathbb{E}[\cdot]$  para  $X(t)$  é média sobre conjunto de realizações.
- Por exemplo, para calcular  $R_{XX}(\tau)$  é necessário conhecer FDP ou todas as funções-amostra.
- Porém, muitas vezes só se tem acesso a uma única função-amostra e, mesmo assim, quer se obter a  $R_{XX}(\tau)$  do processo.
- Se o processo for **estacionário**, pode-se definir **médias temporais**.
- Será que elas são iguais às médias amostrais?

# Médias amostrais como estimadores

## Médias temporais - Funções-amostra de tempo contínuo

$$\tilde{X} \triangleq \mathbb{A}[x(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t) dt$$

$$\mathcal{R}_{XX}(\tau) \triangleq \mathbb{A}[x(t)x(t + \tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)x(t + \tau) dt$$

# Médias amostrais como estimadores

## Médias temporais - Funções-amostra de tempo contínuo

$$\tilde{X} \triangleq \mathbb{A}[x(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t) dt$$

$$\mathcal{R}_{XX}(\tau) \triangleq \mathbb{A}[x(t)x(t+\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)x(t+\tau) dt$$

- $\tilde{X}$  e  $\mathcal{R}_{XX}(\tau)$  são VAs - resultados variam, em princípio, de função-amostra para função-amostra

# Médias amostrais como estimadores

## Médias temporais - Funções-amostra de tempo contínuo

$$\tilde{X} \triangleq \mathbb{A}[x(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t) dt$$

$$\mathcal{R}_{XX}(\tau) \triangleq \mathbb{A}[x(t)x(t+\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)x(t+\tau) dt$$

- $\tilde{X}$  e  $\mathcal{R}_{XX}(\tau)$  são VAs - resultados variam, em princípio, de função-amostra para função-amostra
- $\mathbb{E}[\tilde{X}] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbb{E}[X(t)] dt = \mu_X$

# Médias amostrais como estimadores

## Médias temporais - Funções-amostra de tempo contínuo

$$\tilde{X} \triangleq \mathbb{A}[x(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t) dt$$

$$\mathcal{R}_{XX}(\tau) \triangleq \mathbb{A}[x(t)x(t+\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)x(t+\tau) dt$$

- $\tilde{X}$  e  $\mathcal{R}_{XX}(\tau)$  são VAs - resultados variam, em princípio, de função-amostra para função-amostra
- $\mathbb{E}[\tilde{X}] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbb{E}[X(t)] dt = \mu_X$
- $\mathbb{E}[\mathcal{R}_{XX}(\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbb{E}[X(t)X(t+\tau)] dt = R_{XX}(\tau)$

# Médias amostrais como estimadores

## Médias temporais - Funções-amostra de tempo contínuo

$$\tilde{X} \triangleq \mathbb{A}[x(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t) dt$$

$$\mathcal{R}_{XX}(\tau) \triangleq \mathbb{A}[x(t)x(t+\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)x(t+\tau) dt$$

- $\tilde{X}$  e  $\mathcal{R}_{XX}(\tau)$  são VAs - resultados variam, em princípio, de função-amostra para função-amostra
- $\mathbb{E}[\tilde{X}] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbb{E}[X(t)] dt = \mu_X$
- $\mathbb{E}[\mathcal{R}_{XX}(\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbb{E}[X(t)X(t+\tau)] dt = R_{XX}(\tau)$
- $\tilde{X}$  e  $\mathcal{R}_{XX}(\tau)$  são estimadores não enviesados para  $\mu_X$  e  $R_{XX}(\tau)$ , respectivamente.

# Ergodicidade

- Se  $\text{var}[\tilde{X}] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $\mu_X$ , o processo é dito *ergódico em média*.

# Ergodicidade

- Se  $\text{var}[\tilde{X}] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $\mu_X$ , o processo é dito *ergódico em média*.
- Se  $\text{var}[\mathcal{R}_{XX}(\tau)] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $R_{XX}(\tau)$ , o processo é dito *ergódico em correlação*.

# Ergodicidade

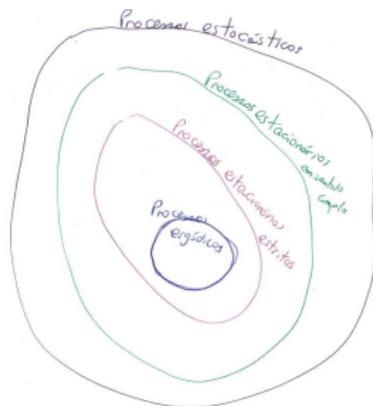
- Se  $\text{var}[\tilde{X}] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $\mu_X$ , o processo é dito *ergódico em média*.
- Se  $\text{var}[\mathcal{R}_{XX}(\tau)] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $R_{XX}(\tau)$ , o processo é dito *ergódico em correlação*.
- Se todas as médias temporais se igualam às médias amostrais, o processo é dito *ergódico*.

# Ergodicidade

- Se  $\text{var}[\tilde{X}] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $\mu_X$ , o processo é dito *ergódico em média*.
- Se  $\text{var}[\mathcal{R}_{XX}(\tau)] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $R_{XX}(\tau)$ , o processo é dito *ergódico em correlação*.
- Se todas as médias temporais se igualam às médias amostrais, o processo é dito *ergódico*.
- Ergodicidade é uma forma restritiva de estacionariedade!

# Ergodicidade

- Se  $\text{var}[\tilde{X}] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $\mu_X$ , o processo é dito *ergódico em média*.
- Se  $\text{var}[R_{XX}(\tau)] = 0$ , de modo que para qualquer  $x(t)$  o resultado é o mesmo e igual a  $R_{XX}(\tau)$ , o processo é dito *ergódico em correlação*.
- Se todas as médias temporais se igualam às médias amostrais, o processo é dito *ergódico*.
- Ergodicidade é uma forma restritiva de estacionariedade!



# Exemplo

## Exemplo

Dado o processo estocástico  $X(t) = K$  em que  $K \sim U(-1,1)$ .  
Pede-se:

- a) Esboce funções-amostras deste processo.

# Exemplo

## Exemplo

Dado o processo estocástico  $X(t) = K$  em que  $K \sim U(-1,1)$ .  
Pede-se:

- Esboce funções-amostras deste processo.
- Determine  $\mu_X(t)$

# Exemplo

## Exemplo

Dado o processo estocástico  $X(t) = K$  em que  $K \sim U(-1,1)$ .  
Pede-se:

- Esboce funções-amostras deste processo.
- Determine  $\mu_X(t)$
- Determine  $R_{XX}(t, t + \tau)$

# Exemplo

## Exemplo

Dado o processo estocástico  $X(t) = K$  em que  $K \sim U(-1,1)$ .  
Pede-se:

- Esboce funções-amostras deste processo.
- Determine  $\mu_X(t)$
- Determine  $R_{XX}(t, t + \tau)$
- Este processo é ESA?

# Exemplo

## Exemplo

Dado o processo estocástico  $X(t) = K$  em que  $K \sim U(-1,1)$ .  
Pede-se:

- Esboce funções-amostras deste processo.
- Determine  $\mu_X(t)$
- Determine  $R_{XX}(t, t + \tau)$
- Este processo é ESA?
- Este processo é ergódico?

# Ergodicidade e correlação

A correlação de processos ergódicos apresenta mais uma propriedade interessante:

E) Se  $X(t)$  é ergódico sem componentes periódicas então

$$\lim_{|\tau| \rightarrow \infty} R_{XX}(\tau) = \mu_X^2$$

Ou seja,  $X(t)$  e  $X(t + \tau)$  tendem a ser variáveis não correlacionadas.

## Exemplo 3: Propriedades da correlação e ergodicidade

Um processo ergódico  $X(t)$  sem componentes periódicas tem função de autocorrelação

$$R_{XX}(\tau) = 25 + \frac{4}{1 + 6\tau^2}.$$

Determine sua variância  $\sigma_X^2$ .

# Aula de hoje

- 1 Conceito de Processo Estocástico
- 2 Estacionariedade
- 3 Caracterização Temporal para Processos
- 4 Ergodicidade
- 5 Conclusões e Próximas Aulas**

# Conclusões

O que aprendemos nessa aula?

- Definição de processo estocástico

# Conclusões

O que aprendemos nessa aula?

- Definição de processo estocástico
- Conceitos de estacionariedade em suas diversas formas

O que aprendemos nessa aula?

- Definição de processo estocástico
- Conceitos de estacionariedade em suas diversas formas
- Média e autocorrelação de processo estocástico

O que aprendemos nessa aula?

- Definição de processo estocástico
- Conceitos de estacionariedade em suas diversas formas
- Média e autocorrelação de processo estocástico
- Ergodicidade e suas consequências

O que aprendemos nessa aula?

- Definição de processo estocástico
- Conceitos de estacionariedade em suas diversas formas
- Média e autocorrelação de processo estocástico
- Ergodicidade e suas consequências

Próximas aulas:

- Caracterização espectral de processos

# Conclusões

O que aprendemos nessa aula?

- Definição de processo estocástico
- Conceitos de estacionariedade em suas diversas formas
- Média e autocorrelação de processo estocástico
- Ergodicidade e suas consequências

Próximas aulas:

- Caracterização espectral de processos
- Processos estocásticos e sistemas LIT