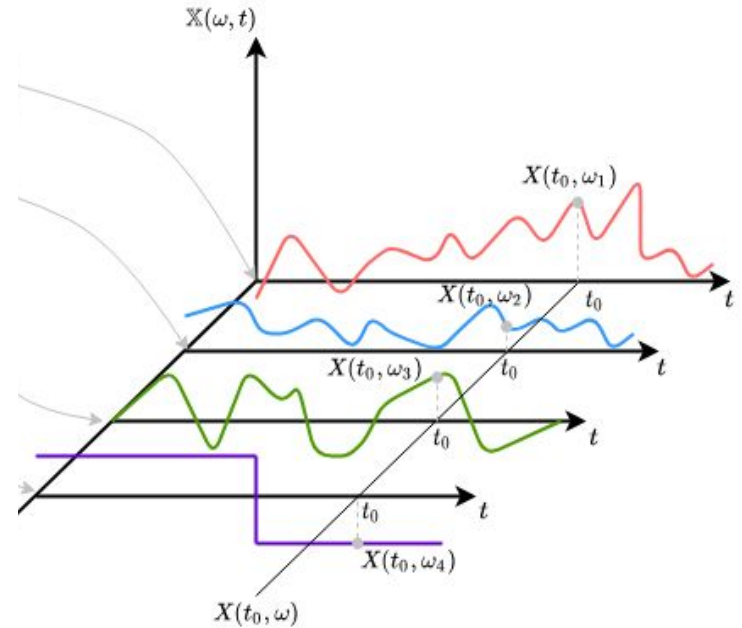


Procesos estocásticos (86.09)

- Procesos estocásticos
- Momentos
- Estacionariedad

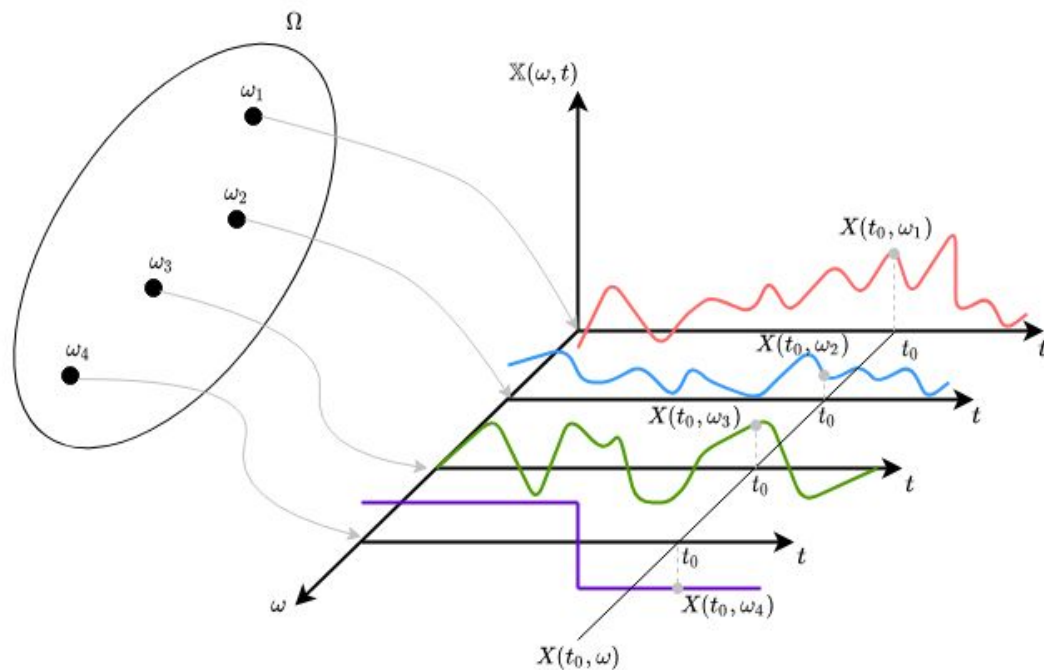


Procesos aleatorios

Proceso Estocástico (PE)

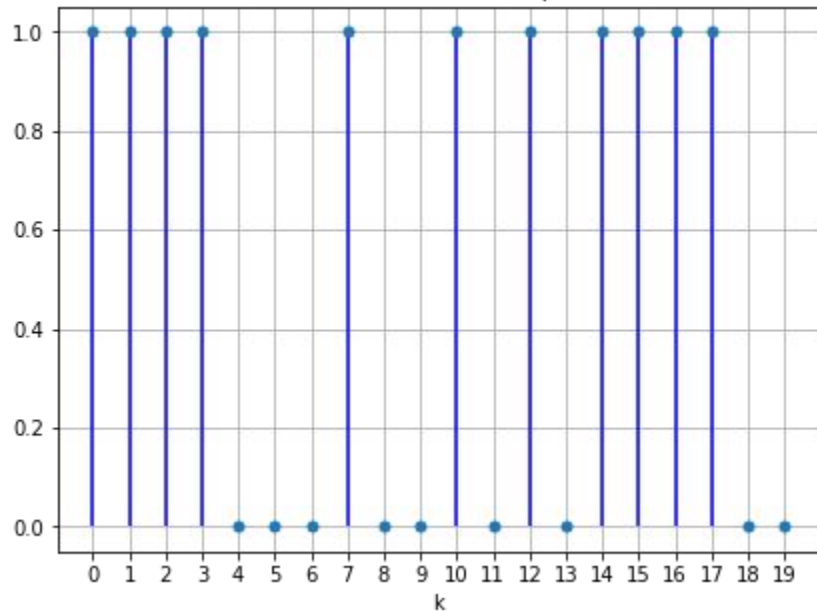
$X(t)$: un PE es un conjunto de VAs indexadas con instantes de tiempo t .

- Todas las realizaciones son **funciones del tiempo** (señales)
- Si fijamos una realización cualquiera ω_i , tenemos una **función del tiempo** $X(\omega_i, t)$
- Si fijamos un instante t_0 cualquiera, tenemos una **VA**.
- Si fijamos un instante t_0 y realización ω_i cualesquiera, tenemos una **realización de una VA**

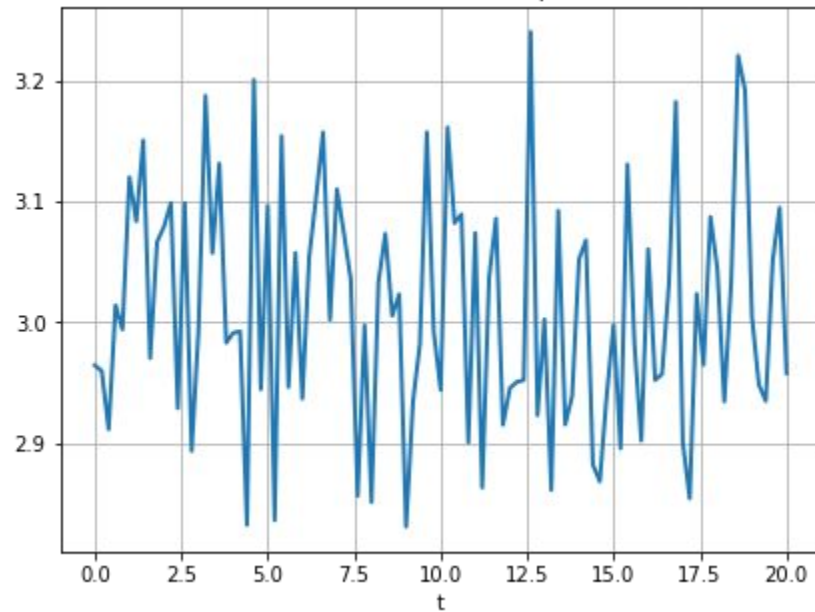


Proceso Estocástico

Proceso Estocástico de Tiempo Discreto



Proceso Estocástico de Tiempo Continuo



Momentos de un proceso aleatorio

Momentos

Primer orden (Esperanza)

$$\mu_X(t) = \mathbb{E}[X(t)]$$

Segundo orden No centrado (Autocorrelación)

$$R_X(t_1, t_2) = \mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)]$$

Segundo orden (Autocovarianza)

$$C_X(t_1, t_2) = \mathbb{E}[(X(t_1) - \mu_X(t_1))(X(t_2) - \mu_X(t_2))]$$

Relación entre ambos momentos:

$$R_X(t_1, t_2) = C_X(t_1, t_2) + \mu_X(t_1)\mu_X(t_2)$$

Casos particulares para $t_1=t_2=t$

$$R_X(t, t) = \mathbb{E}[X^2(t)], \quad C_X(t, t) = \mathbb{V}(X(t))$$

Estacionariedad

Estacionariedad de un Proceso Estocástico

Un proceso aleatorio $X(t)$, para $t = t_1, t_2, \dots, t_n$, es estacionario si su **función de distribución conjunta** es independiente desplazamientos temporales.

Estacionario en sentido estricto (ESE o SSS, en inglés). Para todo n :

$$F_{X(t_1), \dots, X(t_n)}(x_1, \dots, x_n) = F_{X(t_1+\Delta), \dots, X(t_n+\Delta)}(x_1, \dots, x_n)$$

Estacionario en sentido Amplio (ESA o WSS, en inglés).

Casos $n = 1$ y $n = 2$:

$$n = 1 \quad F_{X(t_1)}(x_1) = F_{X(t_1+\Delta)}(x_1)$$

$$n = 2 \quad F_{X(t_1), X(t_2)}(x_1, x_2) = F_{X(t_1+\Delta), X(t_2+\Delta)}(x_1, x_2)$$

Si es estacionario para $n = 1$ y $n = 2 \Rightarrow$ ESA

$$\left\{ \begin{array}{ll} \mu_X(t) = \mu_X & \text{Constantes} \\ \sigma_X^2(t) = \sigma_X^2 & \\ C_X(t_1, t_2) = C_X(t_2 - t_1) & \text{Dependen solo} \\ R_X(t_1, t_2) = R_X(t_2 - t_1) & \text{de la diferencia} \\ & \text{de tiempos} \end{array} \right.$$

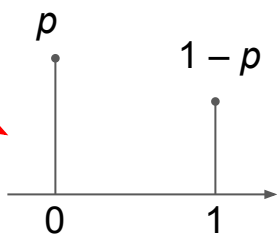
Proceso Bernoulli

Ejemplo 1

Proceso Bernoulli

Sea $Z(n)$ un proceso en tiempo discreto formado por variables aleatorias IID con distribución $\text{Ber}(p)$:

- $Z(n)$ es un proceso binario en tiempo discreto llamado Proceso de Bernoulli.
- Cada muestra tiene un soporte $\{0,1\}$
- Sus realizaciones son secuencias independientes de ceros y unos.
- Dado que para cada n tenemos una VA Bernoulli IID entonces:



$$\mu(n) = p$$

$$\sigma^2(n) = p(1-p)$$

$$C_Z(n_i, n_j) = \sigma^2 \delta_{ij} = \begin{cases} \sigma^2 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

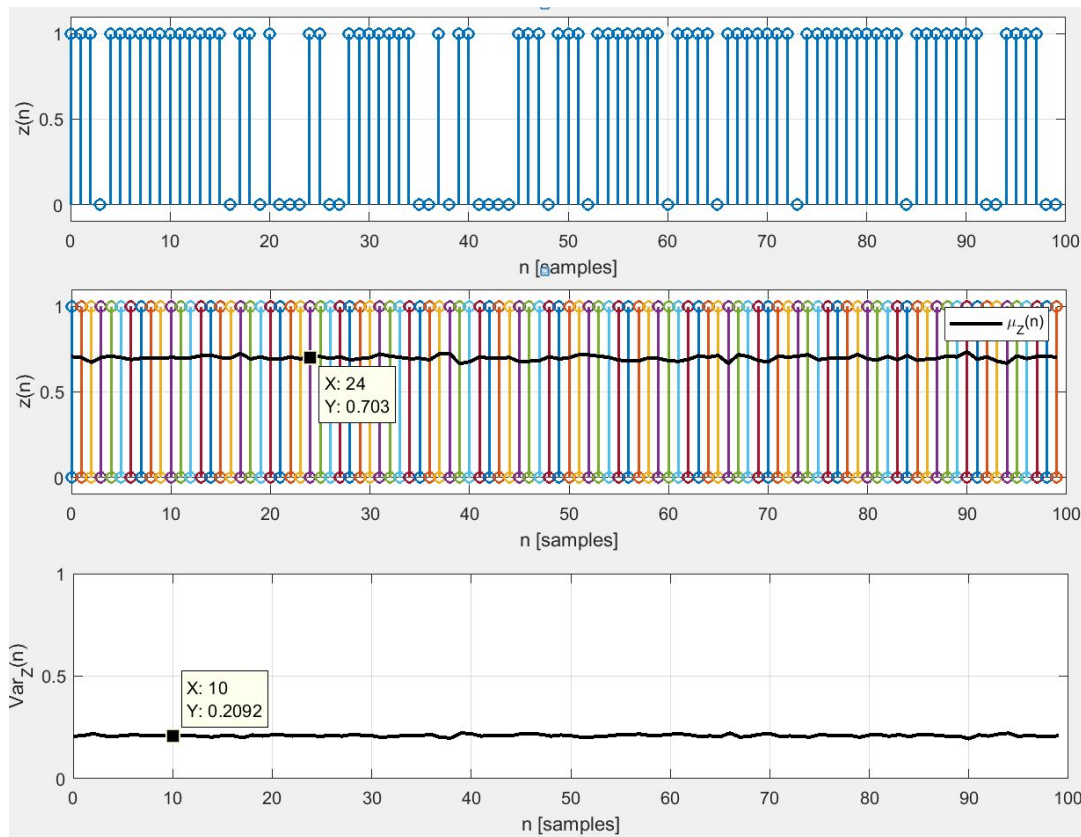
ESA

Ejemplo 1

Proceso Bernoulli

Proceso aleatorio $Z(n) \sim \text{Ber}(p)$,
muestras IID, para todo $n =$
 $0, \dots, N-1$, ($N=100$ y $p = 0.7$)

Si generamos varias **realizaciones**
(por ejemplo $M=1000$), podemos
estimar la media y la varianza en
función del tiempo, $\mu_Z(n)$ y $\sigma_Z^2(n)$,
promediando las M realizaciones
para cada instante n .



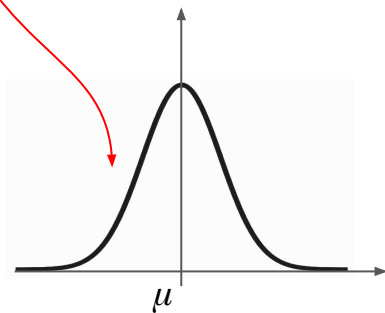
Proceso gaussiano blanco

Ejemplo 2

Proceso gaussiano blanco

Sea $X(n)$ un proceso en tiempo discreto formado por variables aleatorias IID con distribución normal $N(\mu, \sigma^2)$:

- Cada muestra tiene un soporte $\{-\infty, +\infty\}$
- Sus realizaciones son secuencias independientes.
- Dado que para cada n tenemos VAs Normales IID entonces:



$$\mu(n) = \mu$$

$$\sigma^2(n) = \sigma^2$$

$$C_X(n_i, n_j) = \sigma^2 \delta_{ij} = \begin{cases} \sigma^2 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

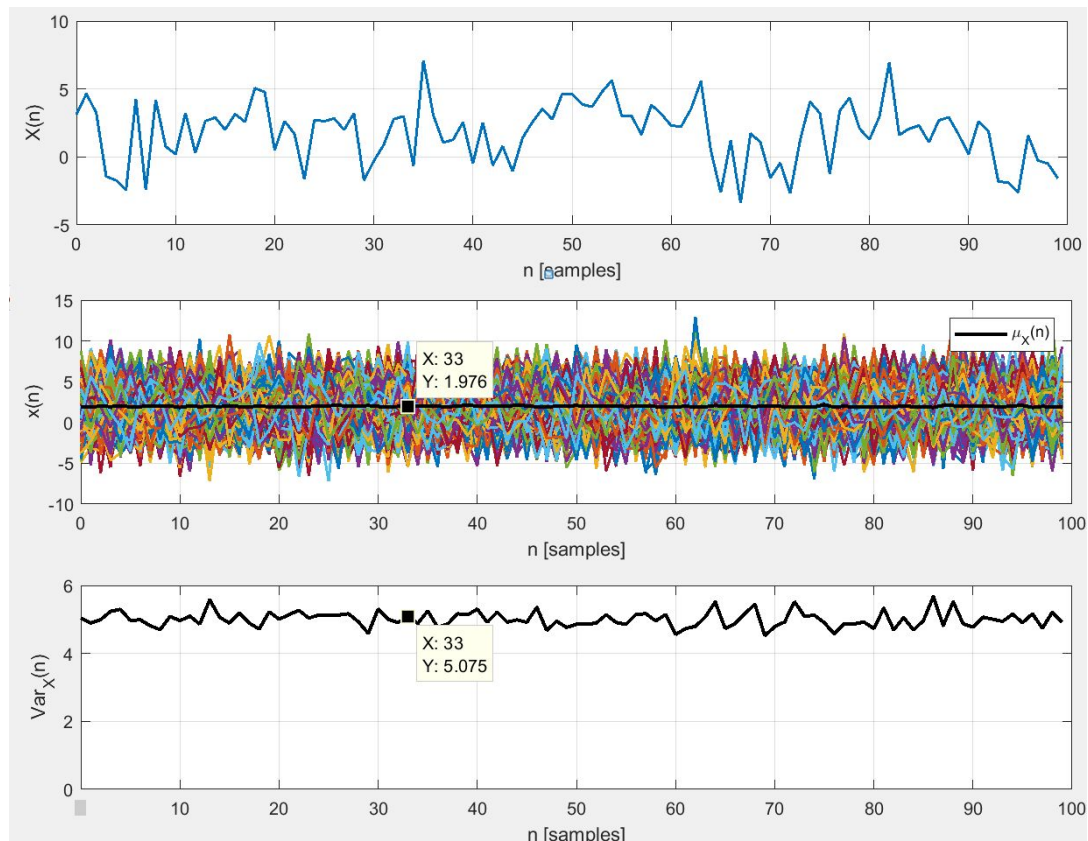
ESA

Ejemplo 2

Proceso gaussiano blanco

Proceso aleatorio $x(n) \sim N(\mu, \sigma^2)$,
para todo $n = 0, \dots, N-1$ ($N=100$,
 $\mu = 2$ y $\sigma^2 = 5$)

Si generamos varias **realizaciones**
(por ejemplo $M = 1000$), podemos
estimar la media y la varianza en
función del tiempo, $\mu(n)$ y $\sigma^2(n)$,
promediando las M realizaciones
para cada instante n .



Proceso de Poisson

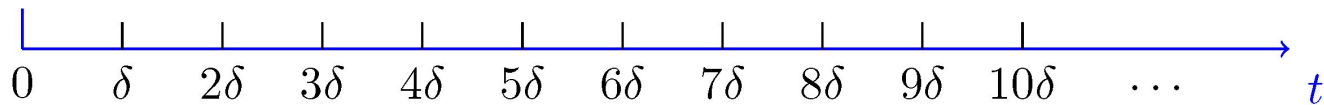
Proceso de Poisson

Sea $Y_n \sim \mathcal{B}(n, p(n))$ tal que $\lim_{n \rightarrow \infty} np(n) = \mu$. Luego,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(Y_n = k) = \frac{e^{-\mu} \mu^k}{k!}$$

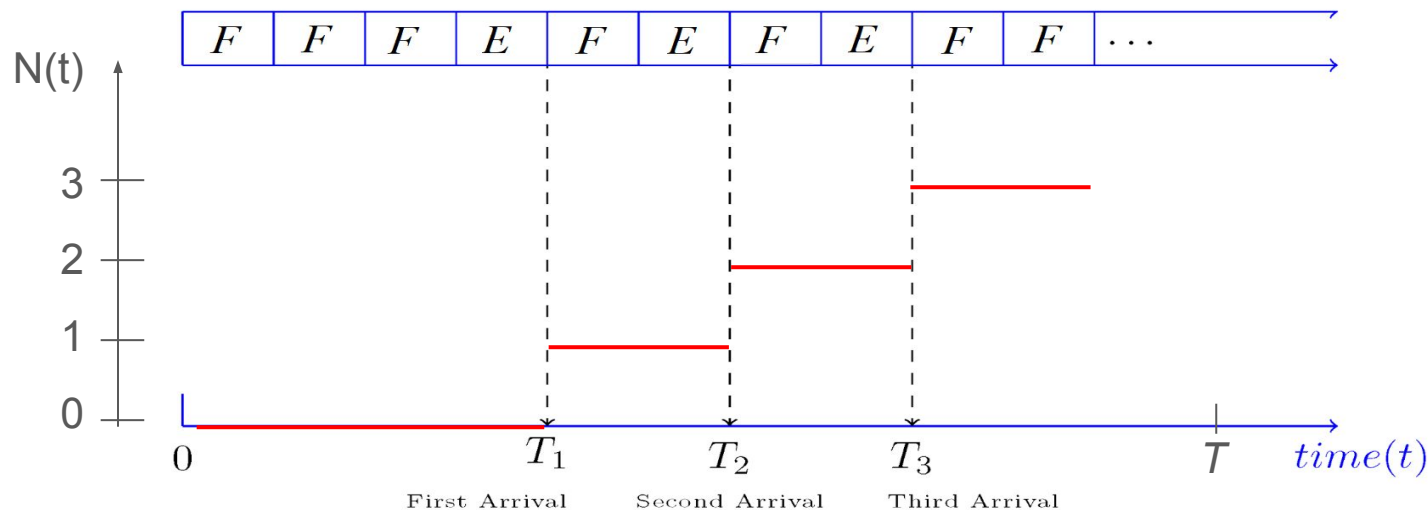
Construcción Proceso de Poisson de media μ .

1) Dividir el intervalo $[0, T]$ en n subintervalos de duración $\delta = \frac{T}{n}$



2) En cada intervalo podemos pensar que tiramos una moneda con probabilidad de cara $p = \lambda\delta$

Proceso de Poisson



$N(T)$ = Cantidad de caras en el intervalo $[0, T]$

$$np = n\lambda\delta \quad \rightarrow \quad np = \lambda T$$

$\delta \rightarrow 0$ La fmp de $N(T)$ converge a una distribución Poisson con parámetro λT

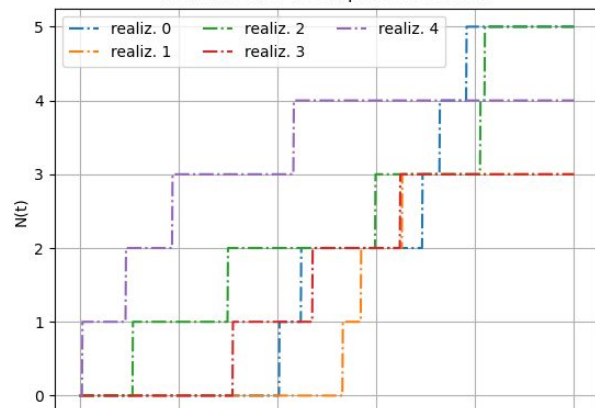
Actividad 1

Actividad 1

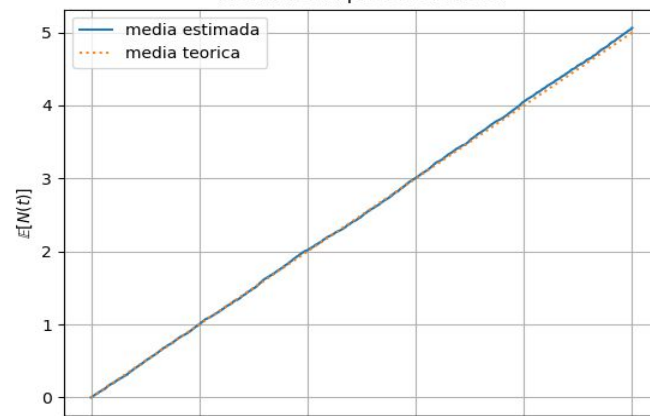
Generar una aproximación del proceso de Poisson con $\lambda=0.5$ arribos por segundo, a partir de un proceso Bernoulli. Tomar un intervalo de $T=10$ segundos y dividirlo en $n=1000$ intervalos.

1. Simular 2000 realizaciones del proceso. Graficar las primeras 5 realizaciones del proceso.
2. Estimar la función de probabilidad de la cantidad de arribos en $[0,T]$. Comparar con la teórica.
3. Estimar la media del proceso y compararla con la teórica.
4. Estimar la función de densidad del tiempo hasta el primer arribo.

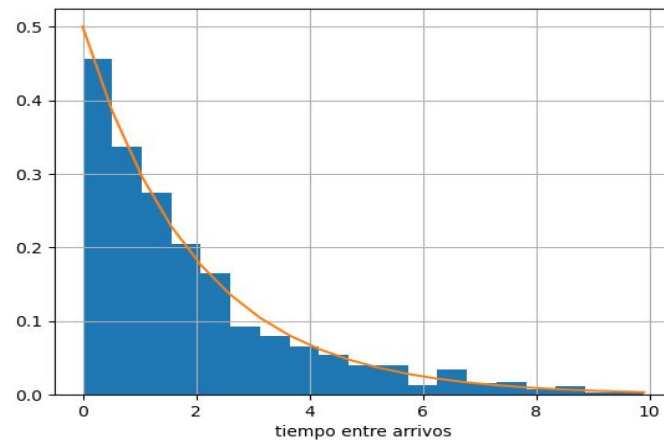
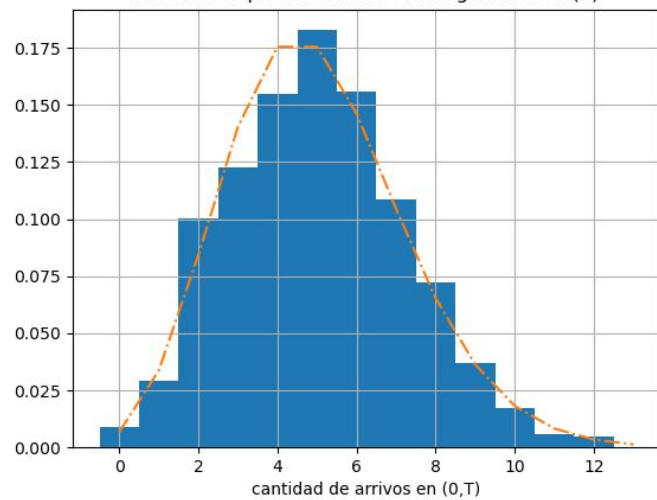
Realizaciones de un proceso Poisson



Media de un proceso Poisson



Funcion de probabilidad vs Histograma de $N(T)$



Actividad 2

Actividad 2

1. Genere 1000 realizaciones de un proceso estocástico iid **Random Step**, definido como:

$$X(n) = 2 Z(n) - 1,$$

Donde $Z(n)$ es un proceso Bernoulli con $p = 0.7$, para todo $n = 0, \dots, N-1$, con una duración de $N = 100$ muestras.

- a. Estime la media y varianza en función del tiempo n ($\mu(n)$ y $\sigma^2(n)$).
 - b. Grafique todas las realizaciones, superpuestas a la media estimada $\mu(n)$.
 - c. Grafique la varianza estimada $\sigma^2(n)$.
2. Hallar analíticamente la media y varianza del proceso $X(n)$. Compare los resultados con el punto anterior.

Actividad 2

$$X(n) = 2Z(n) - 1$$

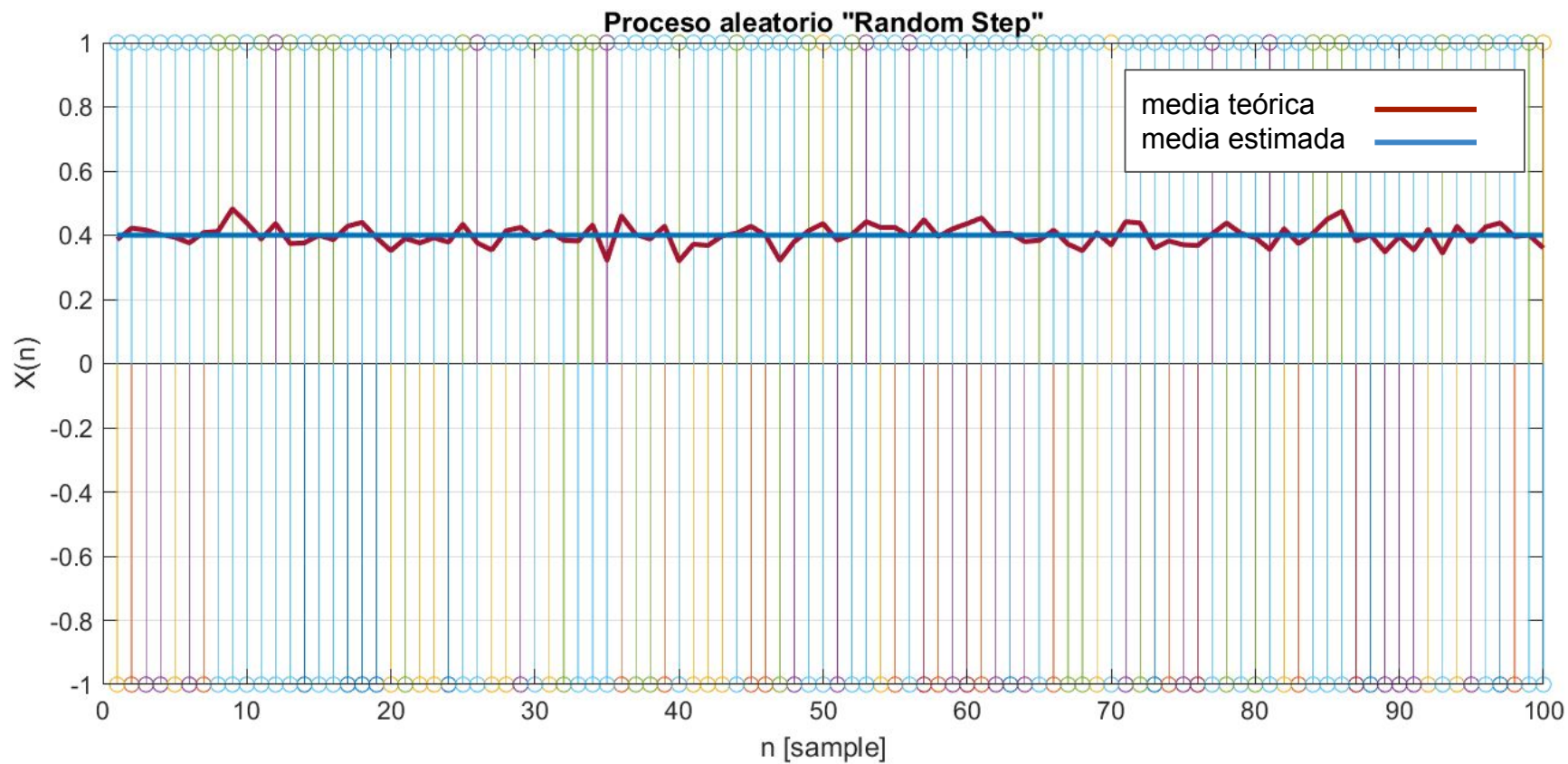
Media

$$\mu_X(n) = \mathbb{E}[X(n)] = \mathbb{E}[2Z(n) - 1] = 2p - 1$$

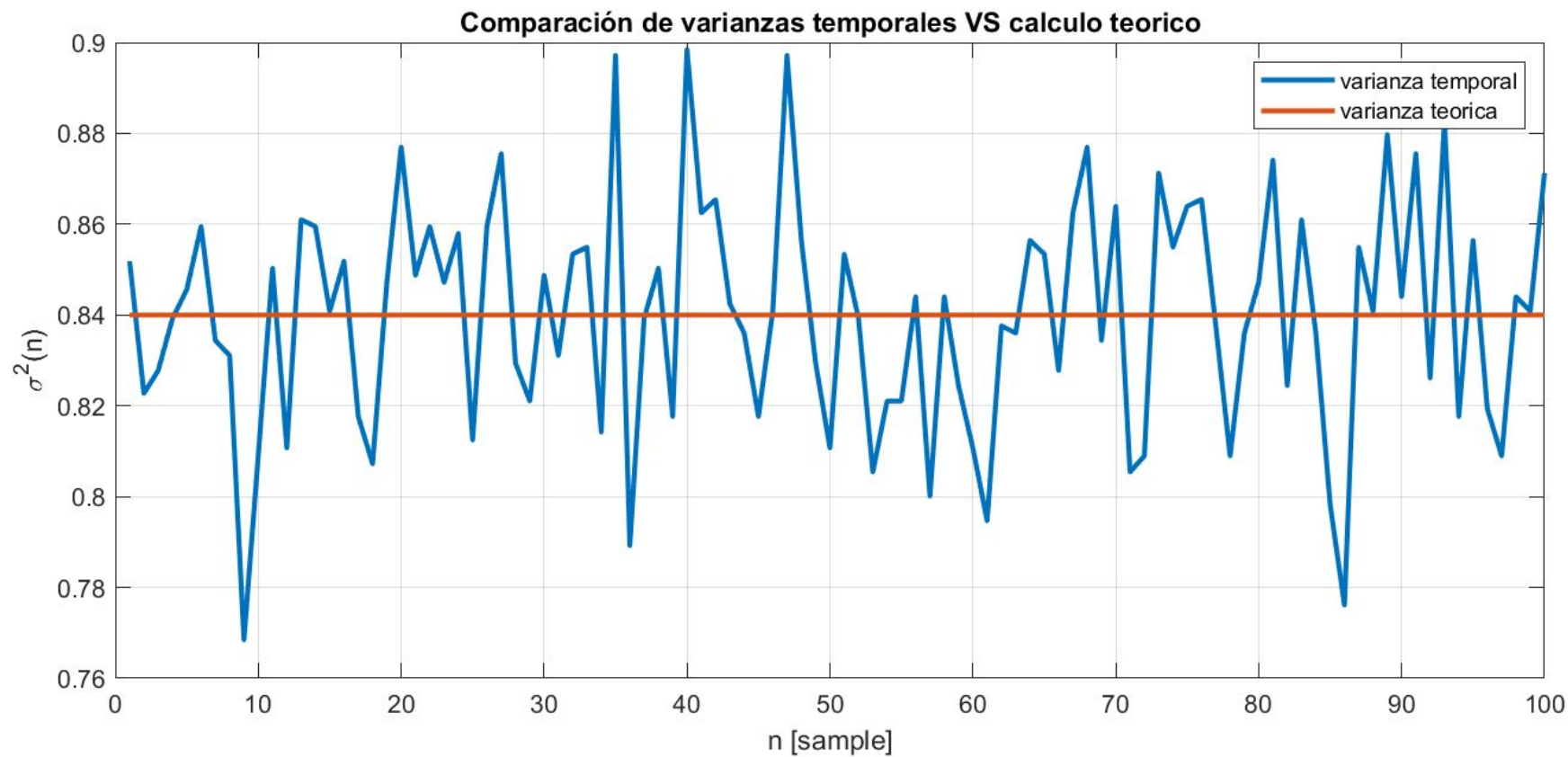
Varianza

$$\sigma_X^2(n) = \mathbb{E}[(X(n) - \mu_X(n))^2] = 4\mathbb{E}[(Z(n) - p)^2] = 4\sigma_Z^2(n) = 4p(1 - p)$$

Actividad 2



Actividad 2

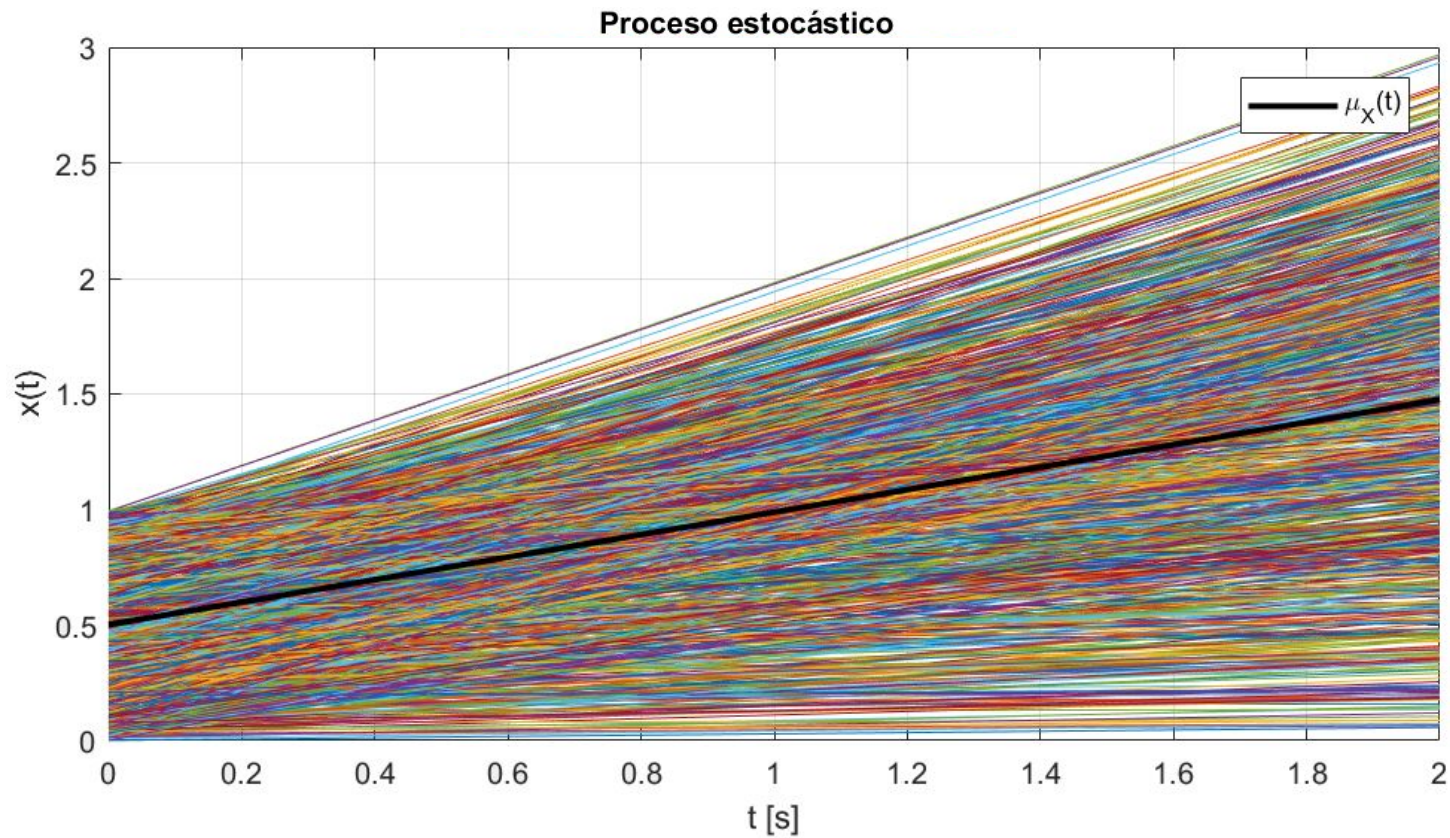


Actividad 3

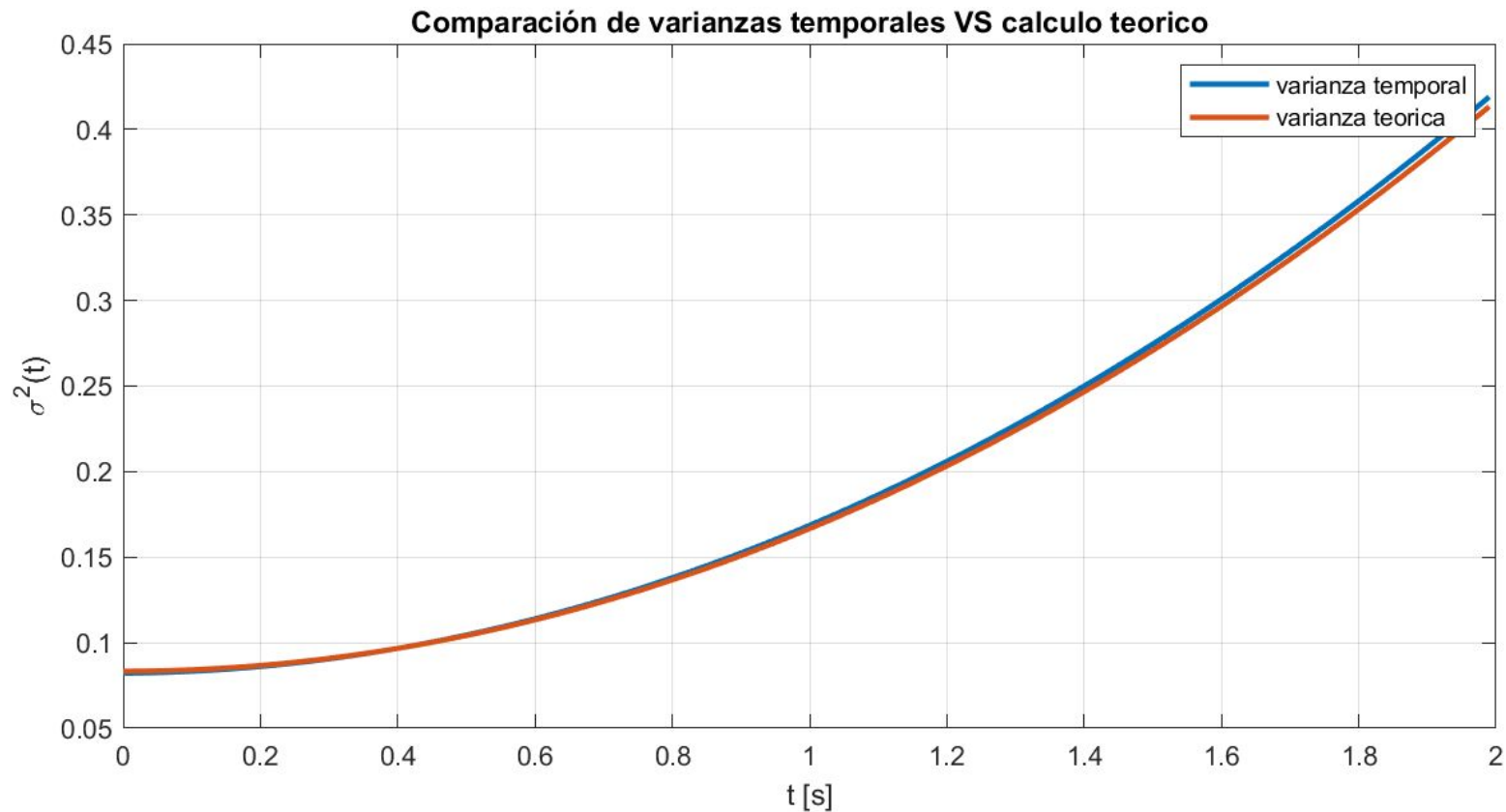
Actividad 3

1. Sean A y B dos variables aleatorias independientes con distribución $U(0,1)$. Se define la siguiente función $x(t) = At + B$, con $0 \leq t < 2$. Suponiendo que se trata de un proceso continuo muestreado a una tasa $T_s = 0.01$. Generando 1000 realizaciones, estime la media y varianza en función del tiempo t ($\mu(t)$ y $\sigma^2(t)$), superponiendo las realizaciones a la media estimada $\mu(t)$. Aparte grafique la varianza $\sigma^2(t)$,
2. Hallar analíticamente la media y varianza del proceso $x(t)$. Compare los resultados con el punto anterior. ¿Resulta un proceso ESA?

Actividad 3



Actividad 3



Actividad 3

Media

$$\mu_X(t) = \mathbb{E}[At + B] = \mathbb{E}[A]t + \mathbb{E}[B] = 0.5t + 0.5$$

Varianza

$$\begin{aligned}\sigma_X^2(t) &= \mathbb{E}[(At+B)^2] - \mathbb{E}[At+B]^2 = \mathbb{E}[A^2 t^2 + B^2 + 2ABt] - (\mathbb{E}[A]t + \mathbb{E}[B])^2 = \\ &= \mathbb{E}[A^2] t^2 + \mathbb{E}[B^2] + 2\mathbb{E}[AB]t - \mathbb{E}[A]^2 t^2 - \mathbb{E}[B]^2 - 2\mathbb{E}[A]\mathbb{E}[B]t = \\ &= \underbrace{\sigma_A^2(t)t^2 + \cancel{\mathbb{E}[A]^2 t^2}}_{\text{red}} + \underbrace{\sigma_B^2(t) + \cancel{\mathbb{E}[B]^2}}_{\text{blue}} + \underbrace{2\cancel{\mathbb{E}[AB]}t}_{\text{green}} - \underbrace{\cancel{\mathbb{E}[A]^2 t^2}}_{\text{red}} - \underbrace{\cancel{\mathbb{E}[B]^2}}_{\text{blue}} - \underbrace{2\cancel{\mathbb{E}[A]\mathbb{E}[B]}t}_{\text{green}} = \\ &= \sigma_A^2(t)t^2 + \sigma_B^2(t) = \frac{1}{12}t^2 + \frac{1}{12}\end{aligned}$$

A ind B $\rightarrow \mathbb{E}[A]\mathbb{E}[B]$