## Instituto Tecnológico de Buenos Aires

### 22.67 Señales Aleatorias

# Trabajo práctico $N^{\circ}2$

### Integrantes

Lambertucci, Guido Enrique	58009
LONDERO BONAPARTE, Tomás Guillermo	58150
Moriconi, Franco	58495
Musich, Francisco	58124
Tolaba, Francisco Martin	58424

Profesor HIRCHOREN, Gustavo Abraham

Presentado: 10/06/20

## Índice

1.	Ejercicio 2	2
	1.1. Introducción	2
	1.2. Autocorrelación	2
	1.3. Coeficientes de correlación parcial	:
	1.4. Modelo del proceso	
	1.5. Densidad espectral de potencia	2

#### 1. Ejercicio 2

[a4paper]article [utf8]inputenc [spanish, es-tabla, es-noshorthands]babel [table,xcdraw]xcolor [a4paper, footnotesep = 1cm, width=20cm, top=2.5cm, height=25cm, textwidth=18cm, textheight=25cm]geometry tikz amsmath amsfonts amssymb float graphicx caption subcaption multicol multirow booktabs hyperref

array [american]circuitikz fancyhdr units

#### 1.1. Introducción

Se analiza una secuencia X(n), estimando y calculando parámetros de interés, como lo son la autocorrelación, los coeficientes de correlación parcial y la densidad espectral de potencia.

#### 1.2. Autocorrelación

Se estiman la autocorrelación mediante el uso de los primeros 128 elementos de la secuencia brindada. Para ello, se vale los estimadores polarizados  $(R_p)$  y no polarizados  $(R_{np})$  de dicho parámetro. Estas funciones son las empleadas para estimar otras funciones mediante información digitalizada.

$$R_p(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-k-1} X(i)X(i+k)$$

$$R_{np}(k) = \frac{1}{N-k} \sum_{i=0}^{N-k-1} X(i)X(i+k)$$
(1)

En ellas se observan los parámetros N, es decir, el largo de X(n), y k, variable que puede tomar los valores  $0, 1, \dots, 127$ . Mediante el uso de estos estimadores, se normaliza para poder obtener los coeficientes de autocorrelación  $r_{XXp}$  y  $r_{XXnp}$ .

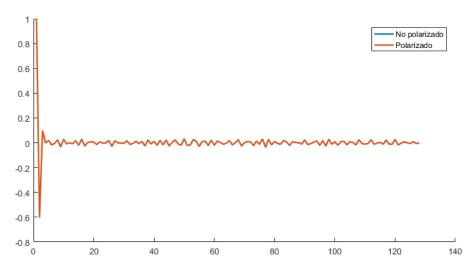


Figura 1: Grafica de los coeficientes de autocorrelación total estimados.

Se puede observar en la Figura (1) como ambas curvas se encuentran solapadas, haciendo que sea prácticamente imposible distinguirlas. Esto se debe a que existe una relación entre cada estimador, siendo esta

$$R_p(k) = \frac{N-k}{N} R_{np}(k)$$

Ya que, para el caso del vector analizado, se da la condición de que N=4096 y además  $N>>k_{max}=127$ , siendo entonces

$$R_p(k) \approx R_{np}(k)$$

#### 1.3. Coeficientes de correlación parcial

Con los datos ya extraídos y mediante la resolución de la ecuación de Yule-Walker, fue posible obtener los coeficientes deseados. Esto se realizó con los coeficientes totales obtenidos a través de las estimaciones polarizada y no polarizada.

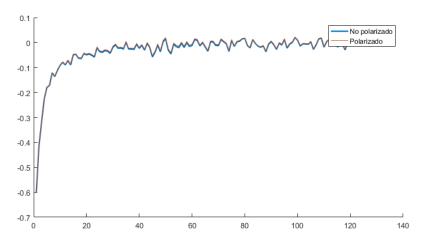


Figura 2: Grafica de los coeficientes de autocorrelación parcial obtenidos.

En la Figura (2) se obtuvo nuevamente una diferencia entre ambas curvas, las cuales no son significativas.

#### 1.4. Modelo del proceso

Se procede a determinar que tipo de modelo utilizar para el proceso analizado. Observando la Figura (1), se denota que  $r_{XX}(1)$  y  $r_{XX}(2)$  son valores distintos de 0 (-0,603 y 0,099 para ambas aproximaciones), mientras que los valores siguientes, si bien no son exactamente 0, son todos menores en modulo a 0,03, lo que permite aproximarlos a 0. Además, observando la Figura (2), se puede afirmar que los  $\phi_{kk}$  presentan un comportamiento exponencial o similar a una senoidal amortiguada. Es por ello que se determina que el proceso es un MA(2) (ARMA(0,2)).

Para el calculo de los  $\theta$ , se utilizaron las ecuaciones

$$r_{XX}(1) = \frac{R_{XX}(1)}{\sigma_X^2} = \frac{\theta_{2,1} + \theta_{2,1}\theta_{2,2}}{1 + \theta_{2,1}^2 + \theta_{2,2}^2}$$
(2)

$$r_{XX}(2) = \frac{\theta_{2,2}}{1 + \theta_{2,1}^2 + \theta_{2,2}^2} \tag{3}$$

Resolviendo dicho sistema, se obtienen los siguientes valores:

$$\theta_{2,1} = -1,280$$
 $\theta_{2,2} = 0,268$ 
(4)

Con lo ya dicho, se procede a estimar los parámetros del proceso y compararlos con los ya obtenidos.

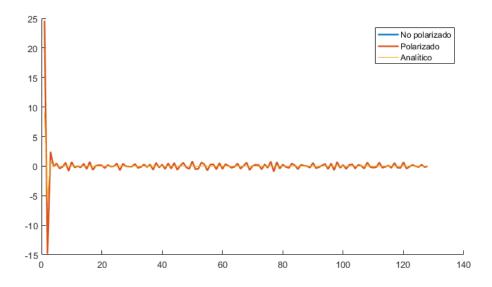


Figura 3: Comparación de los coeficientes de autocorrelación.

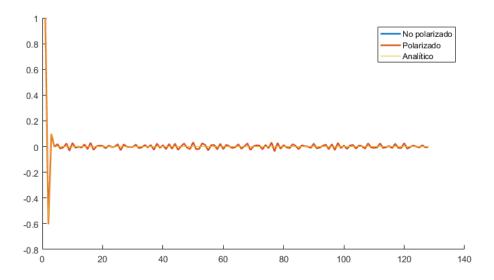


Figura 4: Comparación de los coeficientes de autocorrelación normalizados.

#### 1.5. Densidad espectral de potencia

A continuación, se estima la la densidad espectral de potencia del vector X(n). Para ello, se emplean dos técnicas distintas. La primera consiste en el uso de la transformada de Fourier de la estimación realizada de las funciones de autocorrelación.

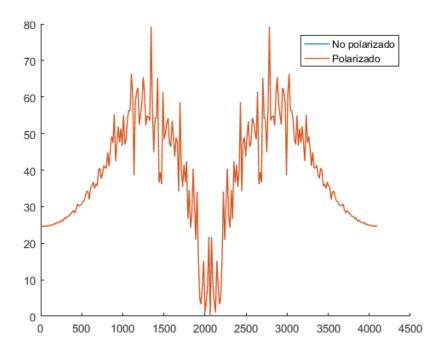


Figura 5: Periodigramas obtenidos a partir de las estimaciones de  $R_{XX}$ .

A continuación se comparan los estimaciones obtenidas previamente con la curva obtenida a partir de lo calculado en la Subsección (1.4).

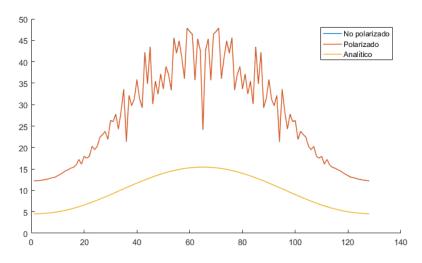


Figura 6: Comparación de periodigramas.

Como era de esperarse, la diferencia entre el gráfico obtenido a través de la estimación polarizada no difiere tanto de la no polarizada, mientras que hay una constante de diferencia con la calculada analíticamente.

La segunda técnica consta de la promediación de periodigramas. Para esto se partió el vector original en 16 grupos de 256 elementos, a los que se les aplicó la transformada rápida de Fourier y luego fueron promediados.

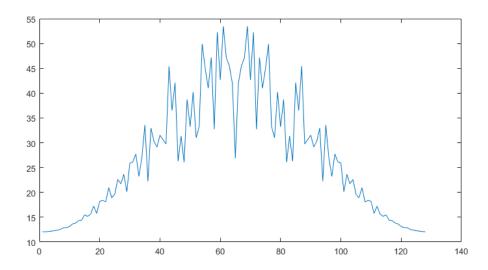


Figura 7: Estimación de la densidad espectral de potencia mediante el uso de promediación de periodigramas.

Puede notarse que si bien la forma característica de la PDF es similar a las obtenidas previamente no es tan ancha la separación entre picos.