



DEPARTAMENTO  
DE COMPUTACION

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales - UBA

## Trabajo Práctico II

---

Probabilidad y Estadística  
Primer Cuatrimestre de 2019

| Integrante      | LU     | Correo electrónico       |
|-----------------|--------|--------------------------|
| Facundo Linlaud | 561/16 | facundolinlaud@gmail.com |
| Marco Sotomayor | ?      | marco.soto1995@gmail.com |



Facultad de Ciencias Exactas y Naturales  
Universidad de Buenos Aires

Ciudad Universitaria - (Pabellón I/Planta Baja)

Intendente Güiraldes 2160 - C1428EGA

Ciudad Autónoma de Buenos Aires - Rep. Argentina

Tel/Fax: (54 11) 4576-3359

<http://www.fcen.uba.ar>

# Índice

|  |   |
|--|---|
| 1. Ejercicio 1                                   | 3 |
| 1.1. Momentos de la muestra . . . . .            | 3 |
| 1.2. Estimador de Máxima Verosimilitud . . . . . | 3 |
| 2. Ejercicio 2                                   | 4 |
| 3. Ejercicio 3                                   | 4 |
| 4. Ejercicio 4                                   | 4 |
| 5. Ejercicio 5                                   | 4 |
| 6. Ejercicio 6                                   | 4 |
| 7. Ejercicio 7                                   | 5 |
| 8. Ejercicio 8                                   | 7 |

## 1. Ejercicio 1

### 1.1. Momentos de la muestra

Como sabemos que  $X_1, \dots, X_n$  es una muestra aleatoria con distribución  $U[0, b]$ , sabemos que el primer momento de una distribución uniforme es su esperanza, mientras que su segundo momento su varianza. De esta manera podemos estimar el primer y segundo momento de la muestra:

$$m_1 = E[X] = \frac{a+b}{2} \quad (1)$$

Sabiendo además que  $a = 0$ , podemos utilizar la equivalencia (1) para estimar el valor de  $b$ :

$$\begin{aligned} \bar{X}_n &= \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n X_i \\ \iff \bar{X}_n &= \frac{1}{n} * n * \frac{a+b}{2} \\ \iff \bar{X}_n &= \frac{a+b}{2} \end{aligned}$$

Luego, despejando  $b$  y reemplazando  $a$  por 0, obtenemos su estimador:

$$\hat{b}_{mom} = 2 * \bar{X}_n$$

### 1.2. Estimador de Máxima Verosimilitud

Sabemos que la función de densidad de una distribución uniforme es:

$$f_X(x) = \frac{1}{b-a} I_{(a,b)}(x)$$

Sabiendo que  $a = 0$  y que  $a < b$  por propiedades de distribución uniforme, procederemos a maximizar  $f_X(x)$  para estimar el valor de máxima verosimilitud de  $b$ :

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{b-a} I_{(a,b)}(x) \\ \iff L(\theta) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{b-0} I_{(a,b)}(x) \\ \iff L(\theta) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{b} I_{(x_i, +\infty)}(\theta) \end{aligned}$$

Por lo tanto:

$$L(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{b^n} & \text{si } \max\{x_1, \dots, x_n\} < \theta \\ 0 & \text{sino} \end{cases}$$

Esto implica que  $\frac{1}{b^n}$  es máximo cuando  $b^n$  es mínimo. Luego, el valor más chico posible de  $b$  es el valor más grande que haya tomado algún resultado en la muestra  $X_1, \dots, X_n$ . Porque si  $b$  fuese menor a alguno de ellos, la probabilidad total sería nula (por contener un elemento fuera del rango de la distribución). Finalmente, tenemos un valor para nuestro estimador:

$$\hat{b}_{mv} = \max\{x_1, \dots, x_n\}$$

## 2. Ejercicio 2

Dada una muestra  $X_1, \dots, X_n$ , estimar el doble de su mediana implica tomar los únicos datos que tenemos, es decir la muestra, calcular su mediana muestral y multiplicarla por dos. Su implementación puede ser observada en el archivo **tp2.py**.

## 3. Ejercicio 3

El procedimiento para resolver este ejercicio fue obtener el estimador  $\hat{\theta}_{mv}$  y restarlo por  $b = 1$  para obtener el error de máxima verosimilitud. El mismo procedimiento fue realizado análogamente para el estimador de momento  $\hat{\theta}_{mom}$ . Al ejecutar **tp2.py**, se puede observar que módulo del error tiende a ser menor o igual a 0,1.

## 4. Ejercicio 4

A continuación se exponen los datos requeridos por el ejercicio 4. Para más detalles, ver **tp2.py**.

| Estimador | $\hat{\theta}_{mv}$ | $\hat{\theta}_{mom}$ | $\hat{\theta}_{med}$ |
|-----------|---------------------|----------------------|----------------------|
| Promedio  | 0,938               | 0,998                | 0,997                |
| Sesgo     | -0,064              | -0,001               | -0,002               |
| Varianza  | 0,003               | 0,022                | 0,058                |
| ECM       | 0,007               | 0,022                | 0,058                |

## 5. Ejercicio 5

Ver **tp2.py**.

## 6. Ejercicio 6

A continuación, procederemos a graficar los sesgos, varianzas y errores cuadráticos medios de los estimadores en función de los distintos valores de **b** a estimar.

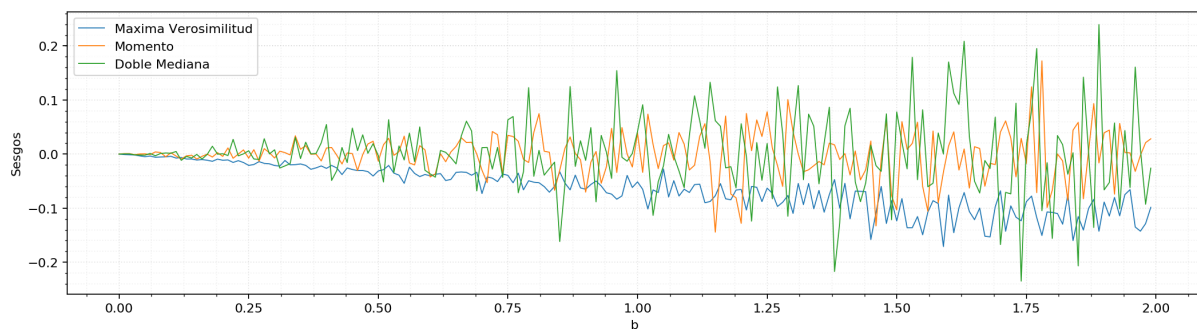


Figura 1: Sesgos de los estimadores en función de los valores de **b**.  $a = 0$ ,  $n = 15$

En la figura 1 se puede observar que, a medida que el valor de  $b$  aumenta, el valor absoluto del sesgo del estimador de  $b$  también incrementa. Esto tiene sentido porque, por ejemplo, un error del 5% en un estimador de  $b = 1$  sería 0,95 o 1,05, mientras que un error del 5% en un estimador de  $b = 100$  sería 95 o 105. Por eso, si bien la calidad del estimador no varía en función de  $b$ , sí la magnitud de sus sesgos. Si graficásemos los sesgos como porcentajes de error, obtendríamos una función aproximadamente constante.

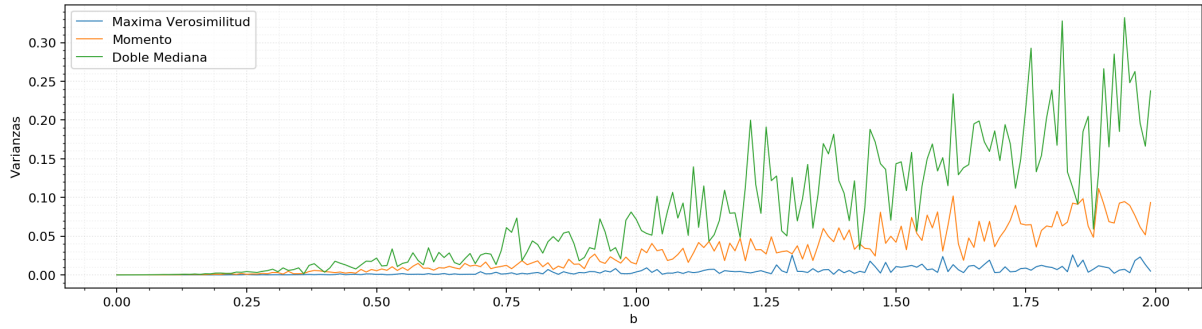


Figura 2: Varianzas de los estimadores en función de los valores de  $b$ .  $a = 0, n = 15$

La figura 2 nos muestra el comportamiento de las varianzas. Podemos observar cómo la varianza del estimador de la doble mediana  $\hat{\theta}_{med}$  tiene el crecimiento máximo de entre los tres, seguida por la varianza del estimador  $\hat{\theta}_{mom}$  y en último lugar, la varianza del estimador  $\hat{\theta}_{mv}$ . Podemos inferir que el estimador de máxima verosimilitud es el estimador de mejor calidad de entre los tres, pues su varianza no crece tan agresivamente al aumentar el valor de  $b$  como en las otras alternativas.

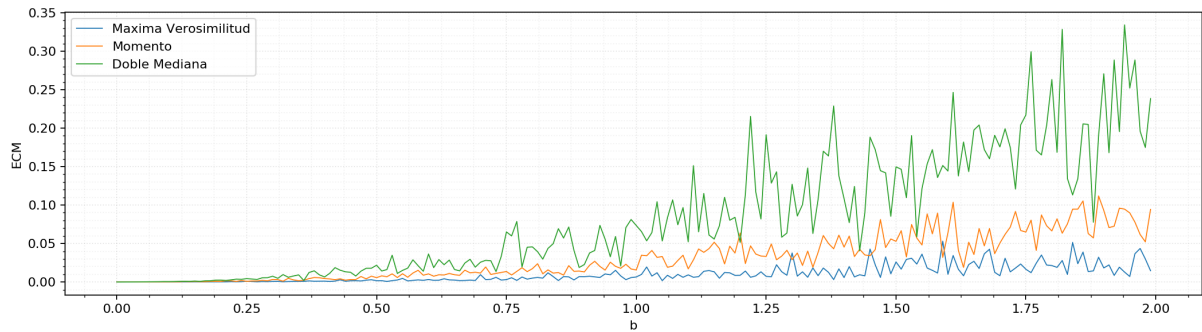
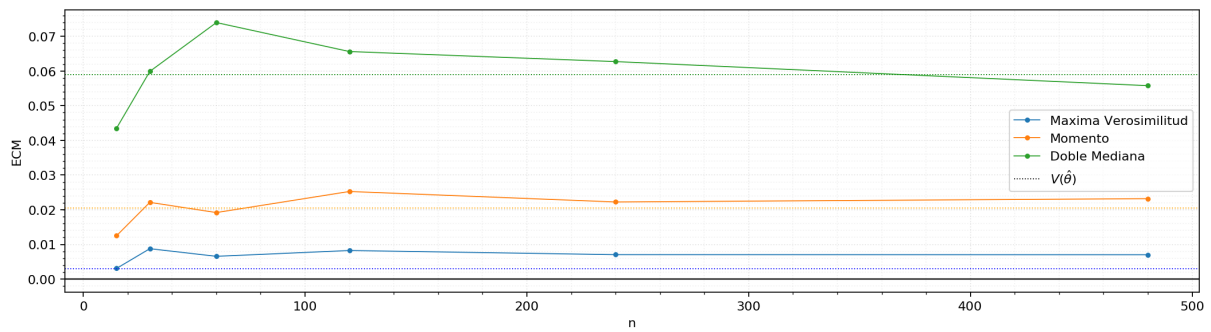


Figura 3: ECM de los estimadores en función de los valores de  $b$ .  $a = 0, n = 15$

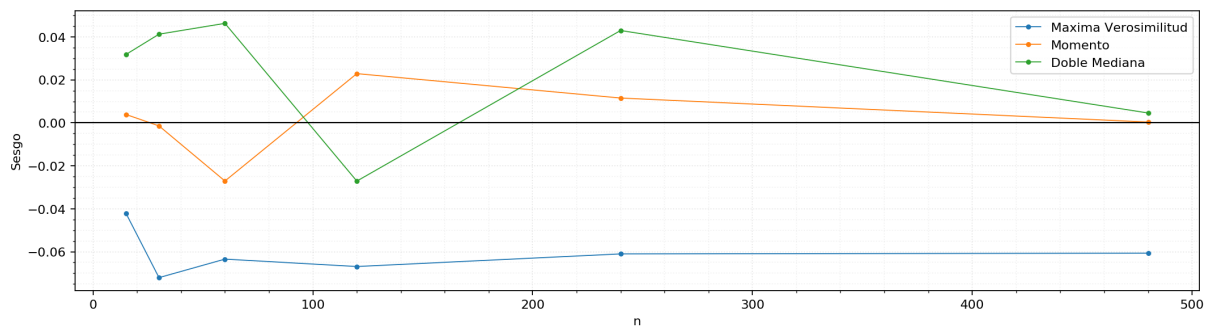
Finalmente, la figura 3, complementa la conclusión llegada en los análisis anteriores. A medida que el valor de  $b$  aumenta, el error cuadrático medio de cada estimador también. Por el **Principio de estimación insesgada de mínima varianza** podemos estar seguros que el mejor estimador de los tres es el de **máxima verosimilitud**, pues es el de menor varianza.

## 7. Ejercicio 7

En este experimento observaremos el error cuadrático medio para cada estimador en función de  $n$ , con  $n$  siendo la cantidad de muestras de tamaño 15. En el gráfico siguiente, podemos observar que errores cuadráticos medios de cada estimador convergen a valores no nulos. En particular, observando los datos adquiridos en el **ejercicio 4**, podemos observar que el error cuadrático medio de  $\hat{\theta}_{mv}$ ,  $\hat{\theta}_{mom}$  y  $\hat{\theta}_{med}$  tienden a 0,003, 0,022 y 0,057 respectivamente, que no coincidentalmente aproximan al valor de sus varianzas con  $n \rightarrow \infty$ . ¿Esto significa que los estimadores son insesgados? Probablemente. Lo analizaremos adelante.

Figura 4: ECM de los estimadores en función de  $n$ .  $a = 0, b = 1$ 

Observando el gráfico 4, podemos sospechar que los errores cuadráticos medios de los tres estimadores tienden a la varianza cuando  $n$  es muy grande. Podemos hipotetizar que los estimadores son consistentes, sobretodo porque en la figura 5 se aprecia que el sesgo de los estimadores tiende a cero a medida que  $n$  crece, es decir, los estimadores son – por lo menos – asintóticamente insesgados. Veamos los sesgos de los estimadores a medida que  $n \rightarrow \infty$ :

Figura 5: Sesgos de los estimadores en función de  $n$ .  $a = 0, b = 1$ 

Podemos conjeturar, entonces, que los sesgos de los estimadores  $\hat{\theta}_{mom}$  y  $\hat{\theta}_{med}$  tienden a cero. ¿Pero qué hay del estimador de máxima verosimilitud? Si calculamos  $E(\hat{\theta}_{mv})$ , llegaremos a que equivale a  $\frac{n}{n+1} * \theta$ , que si bien no es igual a  $\theta$ , sí tiende a este valor cuando  $n \rightarrow \infty$ . Luego el estimador de máxima verosimilitud es asintóticamente insesgado por lo tanto los errores cuadráticos medios de los estimadores efectivamente tienden a sus varianzas, y estas varianzas son muy cercanas a cero. Finalmente, como los estimadores son asintóticamente insesgados y sus varianzas se asimilan al valor nulo, se puede sospechar que son consistentes.

## 8. Ejercicio 8

Se nos pide calcular los Estimadores de la siguiente muestra

0,917 0,247 0,384 0,530 0,798 0,912 0,096 0,684 0,394 20,1 0,769 0,137 0,352 0,332 0,670

Mostramos a continuación, cuales son los valores obtenidos:

| Tipo de Estimador    | Valor   |
|----------------------|---------|
| máxima verosimilitud | 20,1    |
| momentos             | 3,64293 |
| doble mediana        | 1,06    |

Podemos observar la gran diferencia hay entre los estimadores. El estimador de máxima verosimilitud es el mayor de todos, mientras que, tanto el estimador de doble mediana como el estimador de momento

son mucho mas chicos. Creemos que esto se debe al valor atípico (20,1) que se encuentra en la muestra, ya que el estimador de máxima verosimilitud toma el máximo de toda la muestra. Le sigue el estimador de momentos (con 3,64293). Este último es un poco mas grande ya que nuestros ya que al ser el promedio de los valores, es susceptible a valores atípicos. Finalmente, está la doble mediana, en la que se toma la mediana de la muestra (0,530) y se lo multiplica por 2.