

6

a) Sesgo y Varianza

Con $K(x) = \int_x K^2(x) dx < \infty$ si se puede derivar y es continua \Rightarrow

$$\Rightarrow E(\hat{f}(x)) = E\left[\frac{1}{nh} \sum_i K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right] = \frac{1}{h} E\left[K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right]$$

$$= \frac{1}{h} \int_{-\infty}^{\infty} K\left(\frac{x-t}{h}\right) f(t) dt \xrightarrow{\substack{w = \frac{x-t}{h} \\ dw = -\frac{dt}{h}}} \frac{1}{h} \int_{-\infty}^{\infty} K(w) f(x-wh) (-dw) =$$

$$= - \int_{-\infty}^{\infty} K(w) f(x-wh) dw \quad \text{si } h \rightarrow 0 \approx f(x) \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} K(w) dw}_1 = f(x)$$

• Sesgo $(\hat{f}(x)) = E[\hat{f}(x)] - f(x) = f(x) - f(x) = 0$

Aplicando Taylor $\approx - \int_{-\infty}^{\infty} K(w) \left[f(x) - wh f'(x) + \frac{w^2 h^2}{2} f''(x) \right] dw$

$$= - \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} K(w) f(x) dw}_{f(x)=1} + \underbrace{h \int_{-\infty}^{\infty} K(w) f'(x) dw}_{h f'(x) E[w]=0 \text{ kernel insesgado}} - \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} f''(x) K(w) \frac{w^2 h^2}{2} dw}_{\frac{h^2 f''(x)}{2} \text{Var}(w) = \sigma^2 K}$$

$$= f(x) + \frac{h^2}{2} f''(x) \sigma^2 K$$

$$\Rightarrow \text{Sesgo}^2(\hat{f}(x)) = \frac{h^2}{2} f''(x) \sigma^2 K$$

$$\bullet \text{Var}(\hat{f}(x)) = \text{Var}\left(\frac{1}{nh} \sum_i K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right) = \frac{1}{nh^2} \text{Var}\left(K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right)$$

$$\text{Var}\left(K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right) = E\left[K^2\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right] - \underbrace{E\left[K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right]^2}_{\substack{\rightarrow f(x) \\ \text{si } h \rightarrow 0}} \approx E\left[K^2\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right] - f(x)$$

$$\text{Si } h \text{ es grande} \Rightarrow \frac{1}{nh^2} \left(E\left[K^2\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right] - \cancel{f(x)} \right) = \frac{1}{nh^2} E\left[K^2\left(\frac{x-x_i}{h}\right)\right]$$

$$\xrightarrow{w = \frac{x-t}{h}} \frac{1}{h^2 n} E\left[K^2(w)\right] = \frac{1}{nh^2} \int_{-\infty}^{\infty} K^2(w) f(x - wh) dw \cdot h$$

$$\because \int_{-\infty}^{\infty} K^2 < \infty \Rightarrow \frac{1}{nh} \rightarrow 0 \Rightarrow \text{Var}(\hat{f}) \rightarrow 0$$

$$\boxed{\begin{array}{l} \text{Si } h \text{ es } \frac{1}{\sqrt{n}} \\ h \rightarrow 0 \quad \frac{1}{h n} \rightarrow \infty \\ \quad \quad \quad \uparrow \\ \quad \quad \quad \text{sego } \rightarrow 0 \quad \quad \quad \uparrow \\ \quad \quad \quad \quad \quad \quad \text{Var}(\hat{f}) \rightarrow 0 \end{array}}$$

Aplicando o teorema de Taylor :

$$\approx \frac{1}{nh} \int K^2(w) \left[f(x) - h w f'(x) + \frac{h^2 w^2}{2} f''(x) \right] dw$$

$\circ \left\{ \begin{array}{l} \text{al dividir por } h \\ wh \rightarrow \infty \Rightarrow 0 \end{array} \right\}$

$$= \frac{1}{nh} \left(\int K^2(w) f(w) dw - \int \cancel{h w f'(x) K^2(x)} dw + \int K^2(w) \frac{h^2 w^2}{2} f''(x) dw \right)$$

$$= \frac{1}{nh} f(x) \int_{-\infty}^{\infty} K^2(w) dw = \frac{1}{nh} \int_{-\infty}^{\infty} K^2(w) dw$$

$$ECMI(\hat{f}(x)) \approx \frac{d ECMI(\hat{f}(x))}{d} = \frac{4h^3}{4} \sigma_K^4 \|f''\|_2^2 + \frac{\|K\|_2^2}{nh}$$

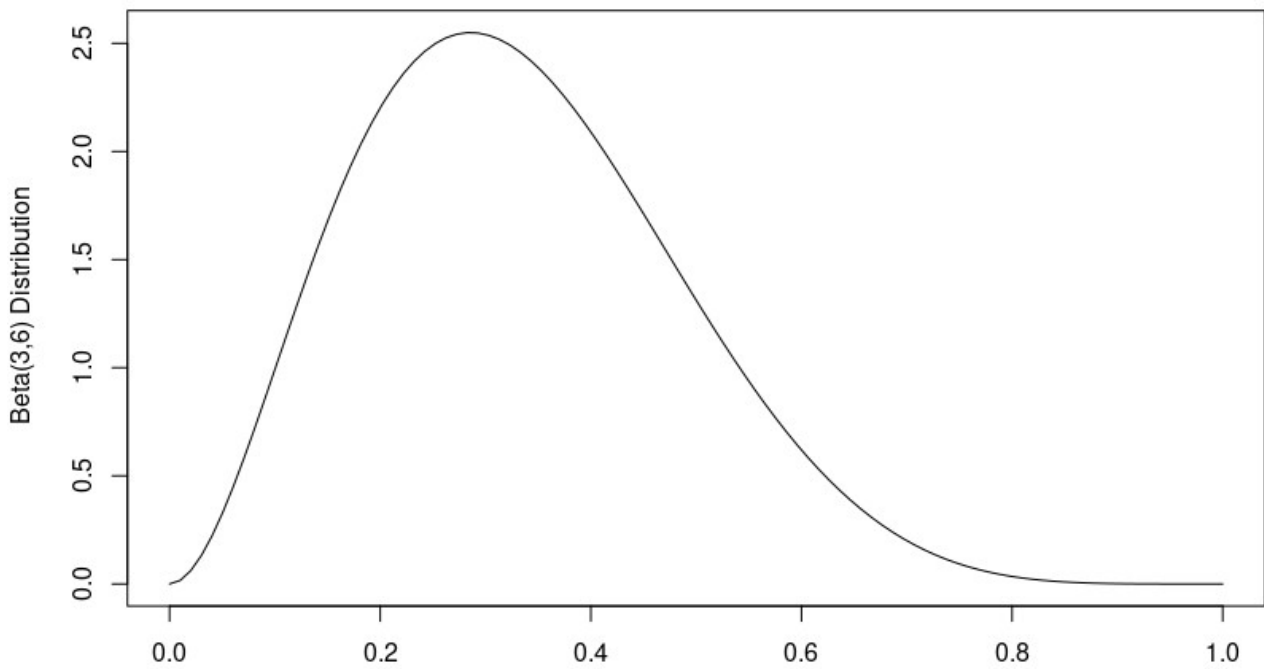
MAE – Ejercicios – 2º tanda.

Ejercicios: estimación no paramétrica de funciones de densidad

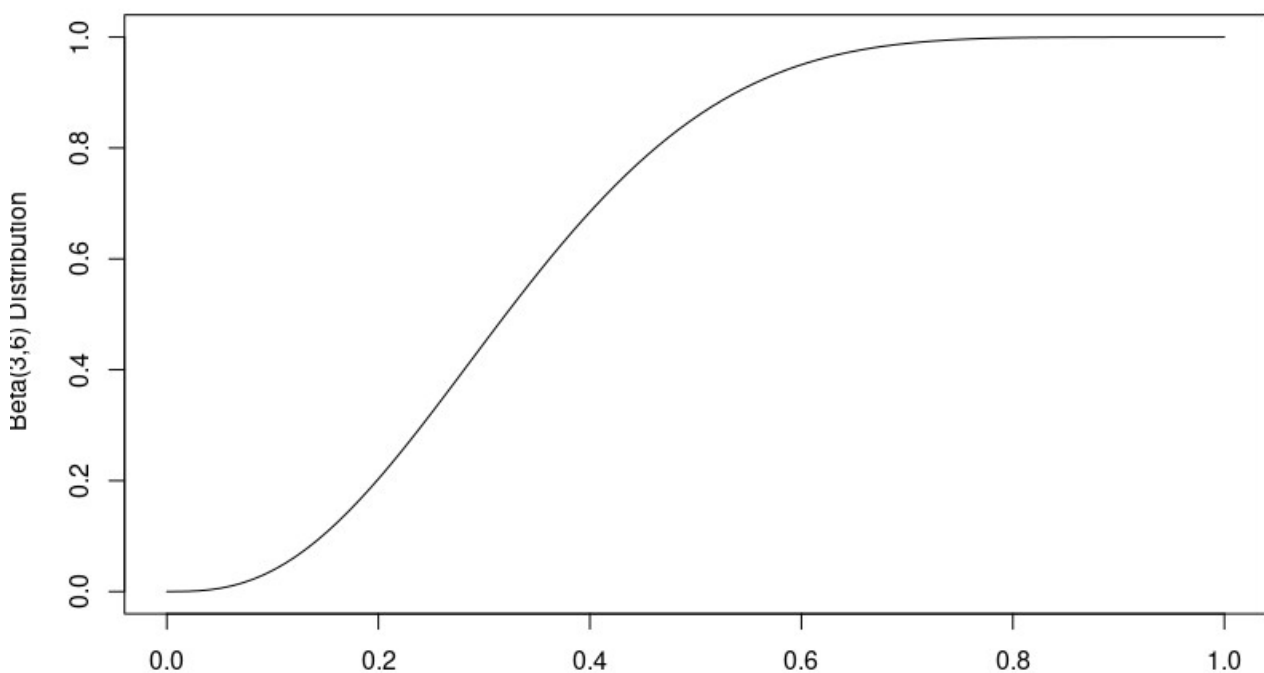
7. Considera una variable aleatoria con distribución beta de parámetros $\alpha = 3$, $\beta = 6$.

a Representa gráficamente la función de densidad y la función de distribución.

Función de Densidad:



Función de Distribución:

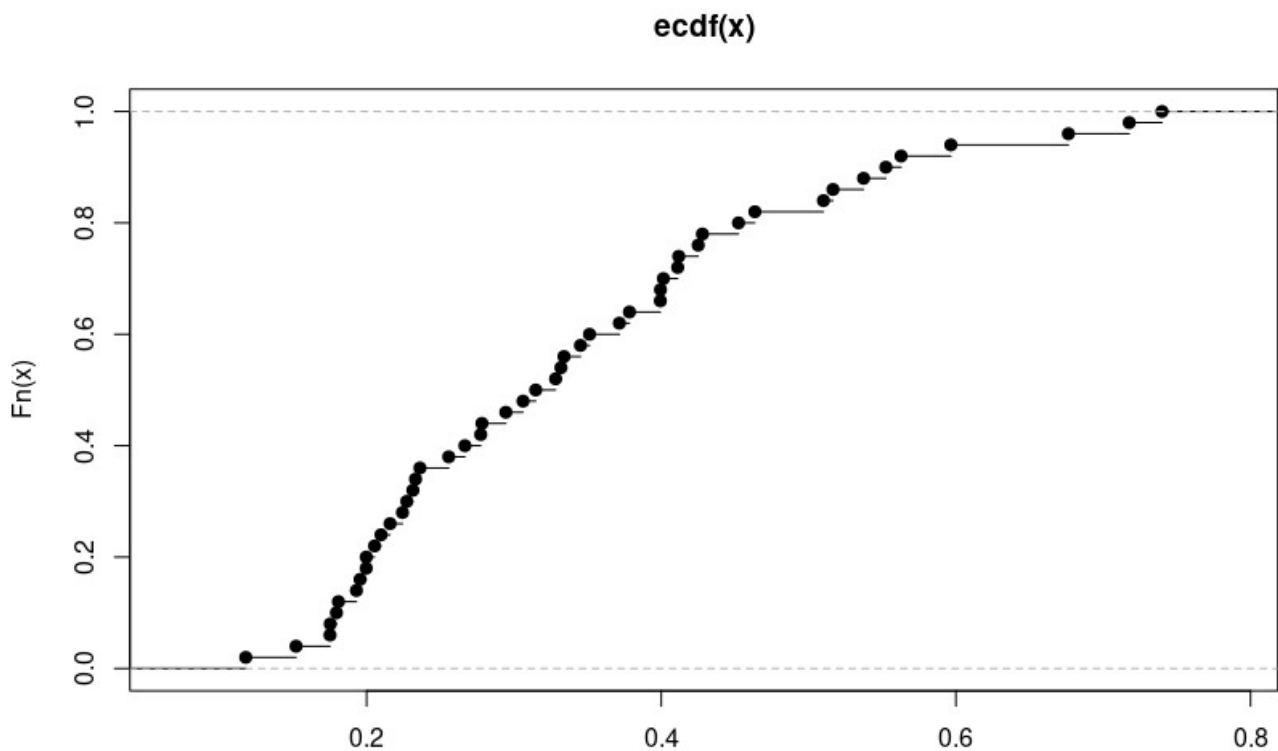


- b Simula una muestra de tamaño 20 de esta distribución. A continuación, representa en los mismos gráficos del apartado (a) las estimaciones de F y f obtenidas respectivamente mediante la función de distribución empírica F_n y un estimador del núcleo \hat{f} obtenidos a partir de la muestra simulada.

Codigo CDF:

```
n <- 50  
x <- rbeta(n,3,6)  
f_ecdf <- ecdf(x)  
plot(f_ecdf)
```

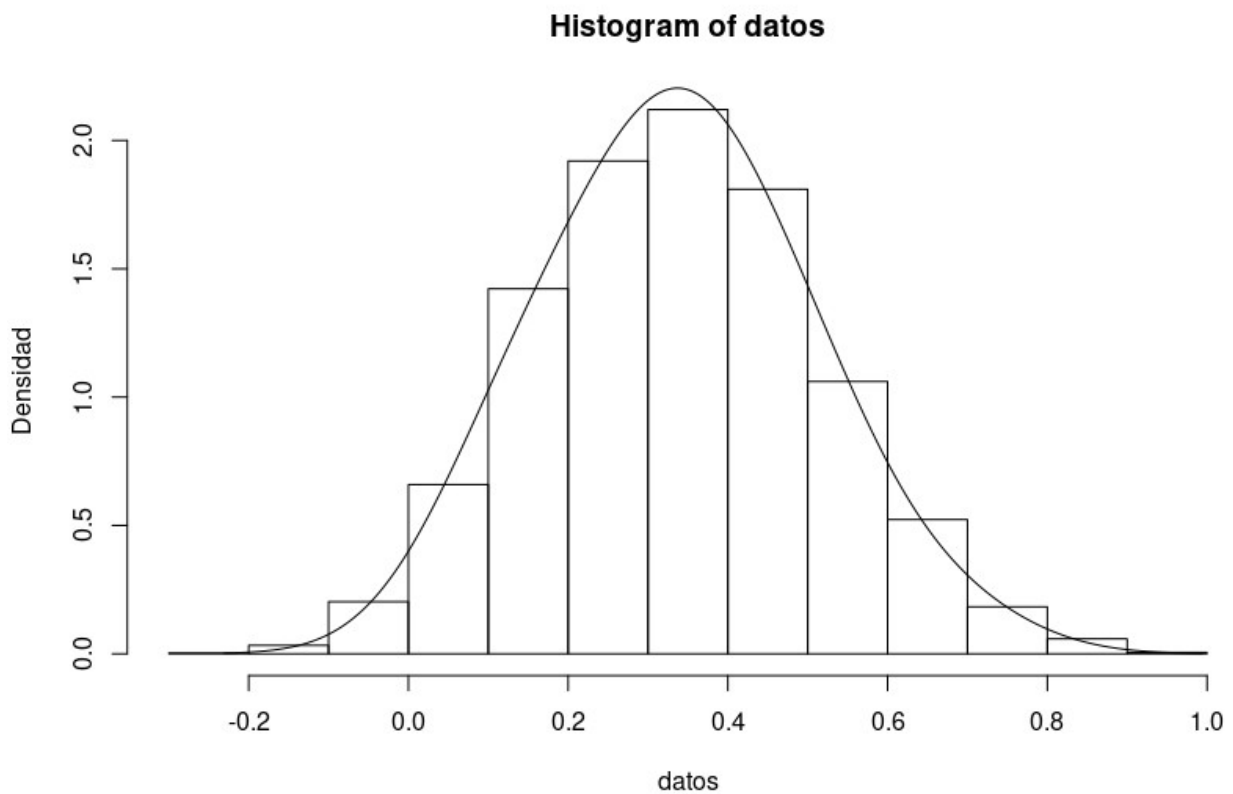
Gráfica CDF:



PDF Estimador del Nucleo:

```
rcore <- function(n, muestra, h){  
  y = sample(muestra, n, rep = TRUE) + rnorm(n, sd = h)  
  return(y)  
}
```

```
h<- 0.1  
muestra <- rbeta(n,3,6)  
d <- rcore(10000, muestra, h)  
hist(d, freq = FALSE, ylab = 'Frecuencia')
```

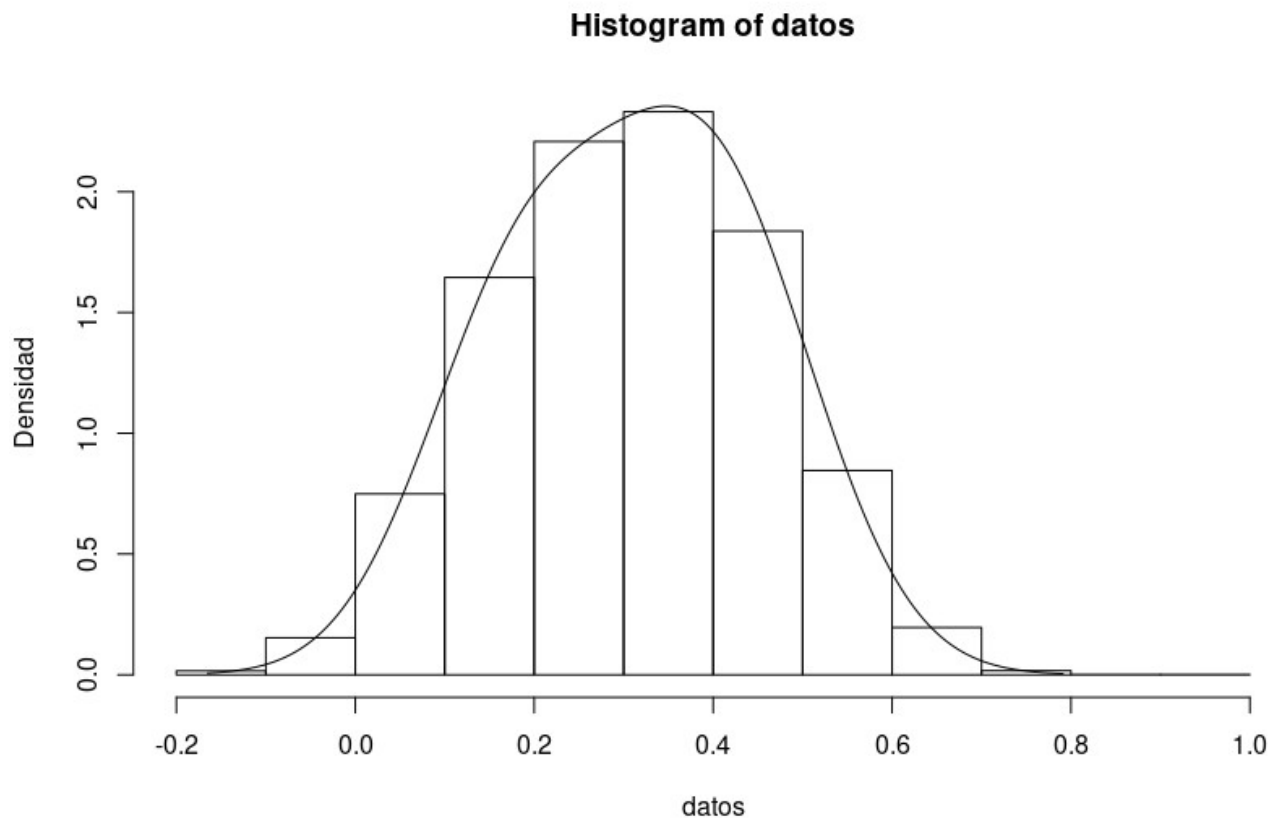


Código Gráfica Estimador del Nucleo:

```
rcore <- function(n, muestra, h){  
  y = sample(muestra, n, rep = TRUE) + rnorm(n, sd = h)  
  return(y)  
}
```

```
h<- 0.1  
muestra <- rbeta(n,3,6)  
d <- rcore(10000, muestra, h)  
hist(d, freq = FALSE, ylab = 'Densidad')
```

```
estimador_nucleo <- density(muestra,bw = h)  
lines(estimador_nucleo$x, estimador_nucleo$y)
```



- c Verifica empíricamente el grado de aproximación alcanzado en las estimaciones de F y f . Para ello, genera 200 muestras de tamaño 20 y para cada una de ellas evaluar el error (medido en la norma del supremo, es decir, el máximo de las diferencias entre las funciones) cometido al aproximar F por F_n y f por \hat{f} . Por último, calcula el promedio de los 200 errores obtenidos.

Ahora se compara el estimador y el resultado teórico con la máxima distancia de cada repetición.

Código:

```
errs <- NULL
repeticiones <- 200
n <- 20

for(i in 1:reps){
  muestra<-rbeta(n,3,6)
  dens<-density(muestra, kernel="gaussian")

  real<-dbeta(dens[['x']],3,6)
  x<-rbind(dens[['y']],real)

  errs<-rbind(errs, suppressMessages(distance(x,method="chebyshev")))
}

mean(errs)
```

Resultado:

Tras la simulación es obtenido el valor promedio de errores: **0.8136935**

Guillermo Hoyo Bravo