

EXAMEN FEBRERO
 MIÉRCOLES 1 DE FEBRERO DE 2017.

Número de Parcial	Cédula	Nombre y Apellido

PARA USO DOCENTE			
Ej. 1	Ej. 2	Ej.3	TOTAL

Ejercicio 1. [28 puntos]

Dos profesores toman un examen oral. Para poner una nota al estudiante luego de su examen, cada profesor debe elegir una nota, estas pueden ser +1 o -1. La nota final del estudiante es la suma de las dos notas: si la suma es 2 la nota final es A , si la suma es 0 la nota final es B y si la suma es -2 la nota final es C . Denotamos por X_1 la nota puesta por el primer profesor y X_2 la nota puesta por el segundo.

Para desgracia de los estudiantes, los profesores eligen la nota del estudiante al azar, de acuerdo a las siguientes probabilidades:

$$\mathbf{P}(X_1 = x_1, X_2 = x_2) = \frac{e^{\beta x_1 x_2}}{C}, \text{ para } x_1, x_2 \in \{-1, +1\},$$

y en donde $\beta \geq 0$ es un parámetro que llamaremos *parámetro de interacción* entre los profesores¹.

1. Completar una tabla como la siguiente,

$X_1 \backslash X_2$	-1	+1
-1		
+1		

con las probabilidades correspondientes en función de β y de C . Calcular C en función de β .

2. Determinar las distribuciones marginales de X_1 y X_2 respectivamente.
3. Responder a las preguntas que siguen en función del valor de β . Se recomienda realizar los cálculos usando la constante C y solo sustituir su valor al final de cada cálculo.
 - (a) Calcular el coeficiente de correlación entre X_1 y X_2 . ¿Qué ocurre cuando $\beta \rightarrow +\infty$? Interpretar el resultado.
 - (b) Determinar y justificar, según el valor de β , si X_1 y X_2 son independientes.
4. (a) Calcular, en función de β , la probabilidad $\mathbf{P}(X_1 = X_2)$. Interpretar el resultado analizando los casos extremos en que $\beta = 0$ y cuando $\beta \rightarrow +\infty$.
 - (b) En la siguiente tabla se muestran las notas finales (i.i.d.) de los estudiantes del curso:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
C	B	C	A	A	C	B	A	A	C	C	B	B	A	C	B	C	C	A	A

La primer fila indica el estudiante y la segunda su nota final. A partir de estos datos, estimar el parámetro de interacción β de los profesores indicando qué resultado del teórico se utiliza.

¹Es importante notar que β puede ser igual a cero.

Ejercicio 1. Solución.

1. Basta evaluar la función de probabilidad conjunta en los valores indicados:

X_1/X_2	-1	+1
-1	$\frac{1}{C}e^\beta$	$\frac{1}{C}e^{-\beta}$
+1	$\frac{1}{C}e^{-\beta}$	$\frac{1}{C}e^\beta$

La constante C es tal que la función dada es función de probabilidad puntual, por lo tanto debe cumplir

$$\sum_{x_1, x_2 \in \{-1, +1\}} \mathbb{P}(X_1 = x_1, X_2 = x_2) = 1$$

y esto ocurre solo si $C = 2(e^\beta + e^{-\beta})$.

2. $\mathbb{P}(X_1 = -1) = \mathbb{P}(X_1 = +1) = \frac{e^\beta + e^{-\beta}}{C} = \frac{1}{2}$
 Análogamente, $\mathbb{P}(X_2 = -1) = \mathbb{P}(X_2 = +1) = \frac{1}{2}$

3.

(a) Se pide calcular el coeficiente de correlación ρ :

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sqrt{\text{Var}(X_1)} \times \sqrt{\text{Var}(X_2)}} = \frac{\mathbb{E}(X_1 X_2) - \mathbb{E}(X_1) \mathbb{E}(X_2)}{\sqrt{\text{Var}(X_1)} \times \sqrt{\text{Var}(X_2)}}$$

Y se tiene que:

- $\mathbb{E}(X_1) = \mathbb{E}(X_2) = 1 \cdot \frac{1}{2} + (-1) \cdot \frac{1}{2} = 0$
- $\text{Var}(X_1) = \text{Var}(X_2) = \mathbb{E}(X_1^2) = 1^2 \cdot \frac{1}{2} + (-1)^2 \cdot \frac{1}{2} = 1$
-

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X_1 X_2) &= \sum_{x_1, x_2 \in \{-1, +1\}} x_1 x_2 \mathbb{P}(X_1 = x_1, X_2 = x_2) = 1 \cdot \frac{1}{C} e^\beta - 1 \cdot \frac{1}{C} e^{-\beta} - 1 \cdot \frac{1}{C} e^{-\beta} + 1 \cdot \frac{1}{C} e^\beta \\ &= \frac{2(e^\beta - e^{-\beta})}{C} = \frac{e^\beta - e^{-\beta}}{e^\beta + e^{-\beta}} \end{aligned}$$

Se obtiene entonces que:

$$\rho = \rho(\beta) = \frac{e^\beta - e^{-\beta}}{e^\beta + e^{-\beta}}$$

Tomando límite $\beta \rightarrow +\infty$ resulta que $\lim_{\beta \rightarrow +\infty} \rho(\beta) = 1$. Por lo tanto a mayor β mayor correlación entre las variables (notas de los profesores).

(b) Si X_1 y X_2 son independientes, entonces $\mathbb{E}(X_1 X_2) = \mathbb{E}(X_1) \mathbb{E}(X_2)$. Por la parte anterior sabemos que $\mathbb{E}(X_1) = \mathbb{E}(X_2) = 0$. Por lo tanto si $\mathbb{E}(X_1 X_2) \neq 0$ sabremos que las variables no son independientes. Pero $\mathbb{E}(X_1 X_2) = \frac{e^\beta - e^{-\beta}}{e^\beta + e^{-\beta}} \neq 0$ si $\beta \neq 0$, es decir que si $\beta \neq 0$ (i.e. existe interacción), entonces X_1 y X_2 no son independientes.

Falta analizar el caso $\beta = 0$. En este caso se cumple que $\mathbb{E}(X_1 X_2) = \mathbb{E}(X_1) \mathbb{E}(X_2)$, pero esto NO implica que X_1 y X_2 sean independientes. En este caso, hay que verificar la definición y para $\beta = 0$ se verifica que

$$\mathbb{P}(X_1 = x_1; X_2 = x_2) = \frac{1}{4} = \mathbb{P}(X_1 = x_1) \mathbb{P}(X_2 = x_2) \quad \forall x_1, x_2 \in \{-1, +1\}$$

Por lo tanto las variables X_1 y X_2 son independientes para $\beta = 0$.

4. (a)

$$\mathbb{P}(X_1 = X_2) = \mathbb{P}(X_1 = -1; X_2 = -1) + \mathbb{P}(X_1 = +1; X_2 = +1) = \frac{e^\beta}{e^\beta + e^{-\beta}} = \frac{1}{1 + e^{-2\beta}}$$

(b) En la siguiente tabla se muestran las notas finales (i.i.d.) de los estudiantes del curso:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
C	B	C	A	A	C	B	A	A	C	C	B	B	A	C	B	C	C	A	A

La primer fila indica el estudiante y la segunda su nota final. De la parte anterior sabemos que $p = \mathbb{P}(X_1 = X_2) = \frac{1}{1+e^{-2\beta}}$ y podemos estimar p por:

$$p_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{X_1^{(i)}=X_2^{(i)}\}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{\text{la nota del estudiante } i \text{ es A o C}\}}$$

ya que podemos aplicar la Ley de los Grandes Números a las v.a. $Z_i = \mathbf{1}_{\{X_1^{(i)}=X_2^{(i)}\}}$, que son también una muestra i.i.d. Luego, estimamos p por $p_{20} = \frac{15}{20} = \frac{3}{4}$ y resolvemos:

$$\frac{1}{1+e^{-2\hat{\beta}}} = \frac{3}{4} \Leftrightarrow \hat{\beta} = \frac{\log 3}{2}.$$

Hay otras estimaciones posibles, por ejemplo sabemos que $q = P(X_1 = 1, X_2 = 1) = \frac{e^\beta}{C}$ y al igual que antes esta probabilidad se puede estimar a partir de la muestra como

$$q_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{X_1^{(i)}=X_2^{(i)}=1\}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{\text{la nota del estudiante } i \text{ es A}\}} = \frac{7}{20}$$

Ejercicio 2. [30 puntos]

Se dice que una variable aleatoria X tiene distribución Rayleigh de parámetro σ si su densidad está dada por:

$$f_X(x) = \frac{x e^{-x^2/2\sigma^2}}{\sigma^2} \quad \forall x \geq 0$$

- (a) Aplicando el cambio de variable $u = t^2/2\sigma^2$ resulta que:

$$F_X(x) = \int_0^x \frac{t \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)}{\sigma^2} dt = \int_0^{\frac{x^2}{2\sigma^2}} e^{-u} du = 1 - e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \text{ si } x \geq 0.$$

- (b) Aplicando la fórmula de integración por partes, obtenemos:

$$\mathbb{E}(X) = \int_0^\infty \frac{t^2 e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}}{\sigma^2} dt = \int_0^\infty t \frac{t e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}}{\sigma^2} dt = \int_0^\infty e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt.$$

Sabemos que $\int_{-\infty}^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt = 1$ (por ser la integral de la densidad de una v.a. $N(0, \sigma^2)$). Además por ser una función simétrica respecto del 0, resulta que

$$\int_0^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt = \frac{1}{2} \quad \text{de donde} \quad \int_0^\infty e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sigma.$$

Por lo tanto

$$\mathbb{E}(X) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sigma.$$

A su vez, hay varias posibilidades para realizar el cálculo, por ejemplo es posible reconocer en el cálculo del valor esperado, a $\mathbb{E}(Z^2)$ siendo $Z \sim N(0, \sigma^2)$. También es posible obtener directamente la expresión de $\mathbb{E}(X)$ utilizando que por ser una v.a. positiva $\mathbb{E}(X) = \int_0^\infty 1 - F_X(x) dx = \int_0^\infty e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx$.

Para el cálculo de la mediana, buscamos m_X tal que $F_X(x) = 1 - e^{-\frac{m_X^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2}$. Despejando, se obtiene que $m_X = \sigma\sqrt{2\log 2}$.

- Sea X_1, X_2, \dots, X_n una muestra de variables aleatorias idénticamente distribuidas con distribución Rayleigh de parámetro σ .

(a) Buscamos el EMV de σ . La función de verosimilitud en este caso es:

$$L(\sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{x_i e^{-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}}}{\sigma^2} = \left(\prod_{i=1}^n x_i \right) \frac{e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i^2}}{\sigma^{2n}}.$$

Sea $\eta = \sigma^2$. Hallaremos el EMV de η . Sea

$$g(\eta) = \log(L(\sigma^2)) = \sum_{i=1}^n \log x_i - \frac{1}{2\eta} \sum_{i=1}^n x_i^2 - n \log \eta.$$

Entonces $g'(\eta) = \frac{1}{2\eta^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 - n \frac{1}{\eta} = 0$ si $\eta = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i^2$ y $L(\sigma)$ se maximiza en

$$\hat{\sigma}_{MV} = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i^2}.$$

(b) Buscaremos dos estimadores de σ , diferentes al de la parte anterior.

- Por la ley de los grandes números sabemos que $\bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \rightarrow \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sigma$, luego podemos estimar σ por $\hat{\sigma}_n = \sqrt{\frac{2}{\pi} \bar{x}_n}$.
- Sabemos que \hat{m}_X la mediana empírica de los datos cumple que $\hat{m}_X \rightarrow m_X = \sigma \sqrt{2 \log 2}$, luego podemos estimar σ por $\hat{\sigma}'_n = \frac{1}{\sqrt{2 \log 2}} \hat{m}_X$

3. Sea Y una variable aleatoria exponencial de parámetro λ . Se define $Z = \sqrt{Y}$:

(a) $F_Z(z) = \mathbb{P}(Z \leq z) = \mathbb{P}(\sqrt{Y} \leq z) = \mathbb{P}(Y \leq z^2) = 1 - e^{-\lambda z^2}$ y $f_Z(z) = 2z\lambda e^{-\lambda z^2}$ si $z \geq 0$.

Si tomamos $\lambda = \frac{1}{2\sigma^2}$, entonces $f_Z(z) = \frac{ze^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}}}{\sigma^2}$. Es decir que $Z = \sqrt{Y}$ tiene distribución Rayleigh de parámetro $\sigma^2 = \frac{1}{2\lambda}$.

(b) Se tiene que $\lambda = \frac{1}{2\sigma^2}$ y por la partes anteriores tenemos tres estimadores diferentes de σ , por lo tanto basta utilizar cualquiera de ellos para sustituir por el verdadero valor de σ . Por ejemplo, sabemos que la mediana empírica \hat{m}_Z verifica que $\hat{m}_Z \rightarrow m_Z$ siendo m_Z tal que:

$$1 - e^{-\lambda(m_Z)^2} = \frac{1}{2} \Leftrightarrow m_Z^2 = \frac{1}{\lambda} \log 2.$$

Luego, estimamos λ por $\hat{\lambda} = \frac{\log 2}{(\hat{m}_Z)^2}$.

También es posible construir una nueva muestra iid, tomando $Y_i = Z_i^2$. Esta muestra tiene distribución exponencial de parámetro λ y por lo tanto es posible los estimadores conocidos para este caso.

Ejercicio 3. [42 puntos]

Supongamos que alguien, un emisor (E), nos envía un mensaje que contiene el dígito 1 o el dígito 0. Nosotros, el receptor (R), no recibimos el mensaje tal cual fue enviado de origen, sino perturbado por un ruido. Si denotamos por $\mu \in \{0, 1\}$ el dígito enviado por (E), nosotros recibimos $Y = \mu + X$, en donde X es una variable aleatoria de distribución normal $N(0, \sigma^2)$.

1.

- Si $\mu = 0$, entonces $Y = X \sim N(0, \sigma^2)$ y $f_{Y|\mu=0}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$.
- Si $\mu = 1$, entonces $Y = 1 + X \sim N(1, \sigma^2)$ y $f_{Y|\mu=1}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}}$.

Si σ es grande, habrá mayor intersección de las densidades y por lo tanto será más difícil decidir entre $\mu = 0$ y $\mu = 1$.

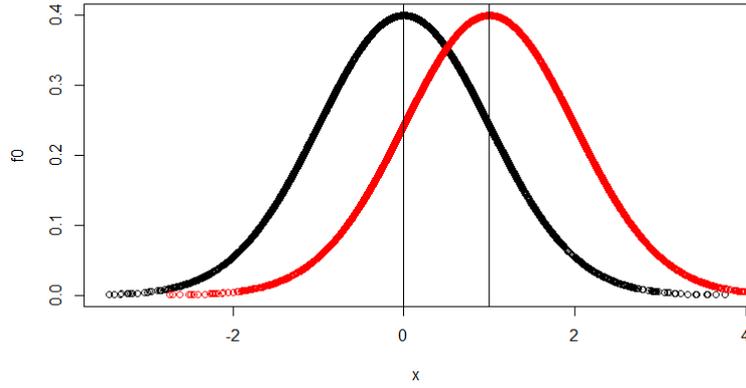


Figure 1: Se grafican las densidad si $\mu = 0$ (en negro) y si $\mu = 1$ (en rojo) para $\sigma = 1$. Al aumentar σ aumenta la dispersión, es decir el “ancho” de las campanas.

2. Se asume que $\sigma = 1$. Supongamos que (E) nos envía el mismo dígito μ varias veces y de forma independiente, para que podamos reconstruirlo. Nosotros recibimos entonces una muestra i.i.d. Y_1, \dots, Y_n , en donde n es la cantidad de veces que (E) nos envía el mensaje. Observar que μ está fijo pues envía el mismo mensaje n veces (i.e. $Y_i = \mu + X_i$)

(a) Consideremos el siguiente test de hipótesis

$$\begin{cases} H_0 : \mu = 0 \\ H_1 : \mu = 1 \end{cases}$$

y la región crítica $R_c = \{\bar{Y}_n > c\}$, en donde $c \in (0, 1)$.

- $\alpha = \mathbb{P}_{H_0}(RC) = \mathbb{P}_{H_0}(\bar{Y}_n > c)$. Recordar que la suma de normales independientes es normal, por lo que:

$$\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu + X_i) = \mu + \bar{X}_n \sim \mu + N\left(0, \frac{1}{n}\right) \sim N\left(\mu, \frac{1}{n}\right).$$

Entonces $\alpha = \mathbb{P}_{\mu=0}\left(N\left(\mu, \frac{1}{n}\right) > c\right) = \mathbb{P}\left(N\left(0, \frac{1}{n}\right) > c\right) = 1 - \Phi\left(\frac{c-0}{\sqrt{\frac{1}{n}}}\right) = 1 - \Phi(\sqrt{nc})$

- $\beta = P_{H_1}(RC^c) = P_{H_1}(\bar{Y}_n \leq c) = \mathbb{P}_{\mu=1}\left(N\left(\mu, \frac{1}{n}\right) \leq c\right) = \mathbb{P}\left(N\left(1, \frac{1}{n}\right) \leq c\right) = \Phi(\sqrt{n}(c-1))$

(b) Supongamos ahora que $n = 10$ y que hemos recibido los siguientes mensajes:

-1.44	3.29	0.67	-0.68	0.84	-0.27	-0.11	1.59	-0.05	1.27
-------	------	------	-------	------	-------	-------	------	-------	------

Si $n = 10$ y $\alpha = 0.05$, entonces c es tal que $1 - \Phi(\sqrt{10}c) = 0.05$. Utilizando la tabla de la normal, resulta que $c = \frac{z_{0.05}}{\sqrt{10}} = \frac{1.65}{\sqrt{10}} \approx 0.5218$. Luego,

$$R_{0.5218} = \{(y_1, \dots, y_{10}) : \bar{y}_{10} > 0.5218\}.$$

En este caso $\bar{y}_{10} = 0.511$, por lo que NO RECHAZAMOS H_0 y

$$\beta = \Phi\left(\sqrt{10}(0.5218 - 1)\right) = \Phi(-1.51) = 1 - \Phi(1.51) \approx 0.0655$$

- (c) Observar que $\alpha = 1 - \Phi(\sqrt{nc})$ si y solo si $c = c_\alpha = \frac{z_\alpha}{\sqrt{n}}$. Luego, con esta muestra pasamos de aceptar a rechazar H_0 cuando $c_\alpha = \bar{y}_n = 0.511$, por lo que el valor del p-valor es:

$$\alpha^* = 1 - \Phi\left(\sqrt{10} \times 0.511\right) = 0.053$$

- (d) Sea $g(c) = \alpha(c) + \beta(c) = 1 - \Phi(\sqrt{nc}) + \Phi(\sqrt{n}(c-1))$. Entonces si le llamamos φ a la densidad de una $N(0, 1)$, tenemos que:

$$g'(c) = -\varphi(\sqrt{nc})\sqrt{n} + \varphi(\sqrt{n}(c-1))\sqrt{n}$$

y $g'(c) = 0 \Leftrightarrow \varphi(\sqrt{nc}) = \varphi(\sqrt{n}(c-1)) \Leftrightarrow \sqrt{n}(c-1) = -\sqrt{nc}$ (usamos la simetría de φ respecto al 0) $\Leftrightarrow c^* = \frac{1}{2}$. Es ese caso $\alpha(\frac{1}{2}) = \beta(\frac{1}{2}) = 0.0571$. Es decir que coinciden las probabilidades de cometer los dos tipos de errores.

(e) Si $c = c^* = \frac{1}{2}$, se rechaza H_0 ya que $\bar{y}_n = 0.511$.

(f) En b) NO se rechaza H_0 y el error conocido es $\alpha = 0.05$. El error no controlado (β) que podríamos estar cometiendo tiene probabilidad $\beta = 0.0655$

En e) se rechaza H_0 . En este caso no se controla ninguno de los errores (tipo I y II). De los cálculos se obtiene que en este caso los errores tienen igual probabilidad igual a $\alpha = \beta = 0.0571$. Es decir que aumenta α y disminuye β , aunque en este caso las diferencias no son significativas.

3. En esta parte suponemos que $\sigma = 1$. Supongamos además que (E) elige al azar el dígito μ que nos va a enviar de forma equiprobable, y que el ruido X es independiente del μ elegido por (E) .

$$(a) \mathbb{P}(\mu = 0 | a < Y \leq b) = \frac{\mathbb{P}(a < Y \leq b | \mu = 0) \times \mathbb{P}(\mu = 0)}{\mathbb{P}(a < Y \leq b)} = \frac{(\Phi(b) - \Phi(a)) \frac{1}{2}}{\mathbb{P}(a < Y \leq b)}$$
 y

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(a < Y \leq b) &= \mathbb{P}(a < Y \leq b | \mu = 0) \frac{1}{2} + \mathbb{P}(a < Y \leq b | \mu = 1) \frac{1}{2} \\ &= (\Phi(b) - \Phi(a)) \frac{1}{2} + \mathbb{P}(a < X + 1 \leq b) \frac{1}{2} \\ &= (\Phi(b) - \Phi(a)) \frac{1}{2} + \mathbb{P}(a - 1 < X \leq b - 1) \frac{1}{2} \\ &= \frac{\Phi(b) - \Phi(a)}{2} + \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{2} \end{aligned}$$

Luego,

$$\mathbb{P}(\mu = 0 | a < Y \leq b) = \frac{(\Phi(b) - \Phi(a)) \frac{1}{2}}{(\Phi(b) - \Phi(a) + \Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)) \frac{1}{2}} = \frac{1}{1 + \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{\Phi(b) - \Phi(a)}}$$

(b)

$$P(\mu = 0 | Y = y) = \lim_{a, b \rightarrow y} \frac{1}{1 + \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{\Phi(b) - \Phi(a)}} = \frac{1}{1 + \lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{\Phi(b) - \Phi(a)}}$$

Para calcular $\lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{\Phi(b) - \Phi(a)}$ usaremos la sugerencia de que $\lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b) - \Phi(a)}{b - a} = \varphi(y)$.

$$\begin{aligned} \lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{\Phi(b) - \Phi(a)} &= \lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{b - a} \times \frac{b - a}{\Phi(b) - \Phi(a)} \\ &= \lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{b - a} \times \frac{1}{\varphi(y)} \\ &= \lim_{a, b \rightarrow y} \frac{\Phi(b - 1) - \Phi(a - 1)}{b - 1 - (a - 1)} \times \frac{1}{\varphi(y)} \\ &= \varphi(y - 1) \times \frac{1}{\varphi(y)} \end{aligned}$$

$$\text{Finalmente, } \mathbb{P}(\mu = 0 | Y = y) = \frac{1}{1 + \frac{\varphi(y - 1)}{\varphi(y)}} = \frac{\varphi(y)}{\varphi(y) + \varphi(y - 1)}.$$

(c) Supongamos que $Y = 0.52$.

Como $\mathbb{P}(\mu = 0 | Y = 0.52) = \frac{\varphi(0.52)}{\varphi(0.52) + \varphi(0.52 - 1)} = \frac{0.3485}{0.3485 + 0.3555} = 0.495 < \frac{1}{2}$, decido por $\mu = 1$.