# TEORÍA MODERNA DE LA DETECCIÓN Y ESTIMACIÓN

## EJEMPLOS TEÓRICOS DE DECISIÓN ANALÍTICA CURSO 2024/2025

## ■ Ejemplo 2.1

Obtener las regiones de decisión del decisor  $\phi(x) = u(x^2 - 1)$ , donde  $u(\cdot)$  es la función escalón, definido sobre  $\mathcal{X} = \mathbb{R}$ .

$$\mathcal{X}_0 = \{x \in \mathbb{R} | x^2 - 1 < 0\} = (-1, 1)$$
$$\mathcal{X}_1 = \{x \in \mathbb{R} | x^2 - 1 \ge 0\} = (-\infty, -1] \cup [1, \infty)$$

Supóngase un problema de decisión multiclase con 3 hipótesis cuyas verosimilitudes son:

$$p_{X|H}(x|0) = 1,$$
  $0 < x < 1$   
 $p_{X|H}(x|1) = 2(1-x),$   $0 < x < 1$   
 $p_{X|H}(x|2) = 2x,$   $0 < x < 1$ 

donde las probabilidades a priori de las hipótesis son:  $P_H(0) = 0.4$  y  $P_H(1) = P_H(2) = 0.3$  y la política de costes viene dada por  $c_{hh} = 0$ , h = 0, 1, 2 y  $c_{dh} = 1$ ,  $h \neq d$ .

Calcule el riesgo (coste medio) del decisor:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & x < 0.5 \\ 2, & x > 0.5 \end{cases}$$

Sabiendo que el riesgo del decisor se define según la siguiente expresión:

$$r_{\phi} = \mathbb{E}\{c(D, H)\} = \sum_{d=0}^{M-1} \sum_{h=0}^{L-1} c_{dh} P\{D = d, H = h\}$$

$$= \sum_{d=0}^{M-1} \sum_{h=0}^{L-1} c_{dh} P_{H}(h) P_{D|H}(d|h) = \sum_{d=0}^{M-1} \sum_{h=0}^{L-1} c_{dh} P_{H}(h) \int_{\mathcal{X}_{d}} p_{\mathbf{X}|H}(\mathbf{x}|h) d\mathbf{x}$$

donde M es el número de posibles decisiones (M=3) y L el número de hipótesis (L=3).

Sustituyendo, se obtiene:

$$r_{\phi} = c_{00}P_{H}(0)P_{D|H}(0|0) + c_{01}P_{H}(1)P_{D|H}(0|1) + c_{02}P_{H}(2)P_{D|H}(0|2) + c_{10}P_{H}(0)P_{D|H}(1|0) + c_{11}P_{H}(1)P_{D|H}(1|1) + c_{12}P_{H}(2)P_{D|H}(1|2) + c_{20}P_{H}(0)P_{D|H}(2|0) + c_{21}P_{H}(1)P_{D|H}(2|1) + c_{22}P_{H}(2)P_{D|H}(2|2)$$

Sabiendo que:

$$c_{00} = c_{11} = c_{22} = 0$$
  
 $c_{01} = c_{02} = c_{10} = c_{12} = c_{20} = c_{21} = 1$ 

se obtiene:

$$r_{\phi} = P_H(1)P_{D|H}(0|1) + P_H(2)P_{D|H}(0|2) + P_H(0)P_{D|H}(1|0) + P_H(2)P_{D|H}(1|2) + P_H(0)P_{D|H}(2|0) + P_H(1)P_{D|H}(2|1)$$

Si calculamos dichas probabilidades, se tiene:

$$\begin{split} P_{D|H}(0|1) &= P_{D|H}(0|2) = 0 \text{ (nunca se decide } D = 0) \\ P_{D|H}(1|0) &= \int_{\mathcal{X}_1} p_{x|0}(x|0) \, dx = \int_0^{0.5} 1 \, dx = 0.5 \\ P_{D|H}(2|0) &= \int_{\mathcal{X}_2} p_{x|0}(x|0) \, dx = \int_{0.5}^1 1 \, dx = 0.5 \\ P_{D|H}(1|2) &= \int_{\mathcal{X}_1} p_{x|2}(x|2) \, dx = \int_0^{0.5} 2x \, dx = 0.25 \\ P_{D|H}(2|1) &= \int_{\mathcal{X}_1} p_{x|1}(x|1) \, dx = \int_{0.5}^1 2(1-x) \, dx = 0.25 \end{split}$$

Si se sustituye:

$$r_{\phi} = 0.4 \cdot 0.5 + 0.4 \cdot 0.5 + 0.3 \cdot 0.25 + 0.3 \cdot 0.25 = 0.55$$

Continuando con el Ejemplo 2.2, calcular el riesgo condicional de cada decisión.

Para este ejemplo, el riesgo condicional de cada decisión d, se calcula como:

$$\mathbb{E}\{c(d,H)|x\} = c_{d0}P_{H|X}(0|x) + c_{d1}P_{H|X}(1|x) + c_{d2}P_{H|X}(2|x)$$

donde se pueden obtener las distribuciones a posteriori mediante la aplicación del Teorema de Bayes:

$$P_{H|X}(0|x) = \frac{p_{X|H}(x|0)P_{H}(0)}{\sum\limits_{h=0}^{2} p_{X|H}(x|h)P_{H}(h)} = \frac{1 \cdot 0, 4}{1 \cdot 0, 4 + 2(1 - x) \cdot 0, 3 + 2x \cdot 0, 3} = 0,4$$

$$P_{H|X}(1|x) = \frac{p_{X|H}(x|1)P_{H}(1)}{\sum\limits_{h=0}^{2} p_{X|H}(x|h)P_{H}(h)} = \frac{2(1 - x) \cdot 0, 3}{1} = 0,6(1 - x)$$

$$P_{H|X}(2|x) = \frac{p_{X|H}(x|2)P_{H}(2)}{\sum\limits_{h=0}^{2} p_{X|H}(x|h)P_{H}(h)} = \frac{2x \cdot 0, 3}{1} = 0,6x$$

se llega a:

• Para d = 0:

$$\mathbb{E}\{c(0,H)|x\} = c_{00}P_{H|X}(0|x) + c_{01}P_{H|X}(1|x) + c_{02}P_{H|X}(2|x)$$
  
= 0 \cdot 0.4 + 1 \cdot 0.6(1 - x) + 1 \cdot 0.6x = 0.6

• Para d = 1:

$$\mathbb{E}\{c(1,H)|x\} = c_{10}P_{H|X}(0|x) + c_{11}P_{H|X}(1|x) + c_{12}P_{H|X}(2|x)$$
  
= 1 \cdot 0,4 + 0 \cdot 0,6(1 - x) + 1 \cdot 0,6x = 0,4 + 0,6x

• Para d=2:

$$\mathbb{E}\{c(2,H)|x\} = c_{20}P_{H|X}(0|x) + c_{21}P_{H|X}(1|x) + c_{22}P_{H|X}(2|x)$$
$$= 1 \cdot 0.4 + 1 \cdot 0.6(1-x) + 0 \cdot 0.6x = 1 - 0.6x$$

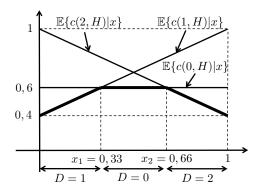
Obtener el decisor de mínimo riesgo del problema de decisión dado en el Ejemplo 2.2.

Partiendo de las expresiones del riesgo condicional obtenidas en el Ejemplo 2.3,

 $\mathbb{E}\{c(0,H)|x\} = 0.6$ 

 $\mathbb{E}\{c(1,H)|x\} = 0.4 + 0.6x$   $\mathbb{E}\{c(2,H)|x\} = 1 - 0.6x$ 

sólo hay que analizar para cada valor de x qué término es menor.



Cálculo de  $x_1$ :

$$0, 4+0, 6x_1 = 0, 6 \Rightarrow x_1 = \frac{1}{3} \simeq 0.3$$

Cálculo de  $x_2$ :

$$1 - 0, 6x_2 = 0, 6 \Rightarrow x_2 = \frac{2}{3} \simeq 0.\widehat{6}$$

El decisor bayesiano quedaría:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < \frac{1}{3} \\ 0, & \frac{1}{3} < x < \frac{2}{3} \\ 2, & \frac{2}{3} < x < 1 \end{cases}$$

(Otra posible solución aplicando el Teorema de Bayes)

$$P_{H|\mathbf{X}}(h|\mathbf{x}) = \frac{p_{\mathbf{X}|H}(\mathbf{x}|h)P_{H}(h)}{p_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})}$$

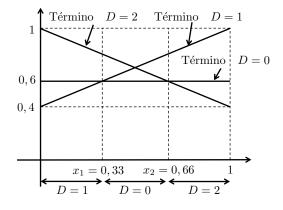
$$\phi^*(\mathbf{x}) = \arg\min_{d} \sum_{h=0}^{L-1} c_{dh} \frac{p_{\mathbf{X}|H}(\mathbf{x}|h) P_H(h)}{p_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})}$$

y teniendo en cuenta que el denominador no afecta a la decisión:

$$\phi^*(\mathbf{x}) = \arg\min_{d} \sum_{h=0}^{L-1} c_{dh} \, p_{\mathbf{X}|H}(\mathbf{x}|h) P_H(h)$$

- Si D = 0:  $\sum_{h=0}^{2} c_{0h} p_{X|H}(x|h) P_{H}(h) = 0 \cdot 1 \cdot 0.4 + 1 \cdot 2(1-x) \cdot 0.3 + 1 \cdot 2x \cdot 0.3 = 0.6.$
- Si D = 1:  $\sum_{h=0}^{2} c_{1h} p_{X|H}(x|h) P_{H}(h) = 1 \cdot 1 \cdot 0.4 + 0 \cdot 2(1-x) \cdot 0.3 + 1 \cdot 2x \cdot 0.3 = 0.4 + 0.6x.$
- Si D=2:  $\sum_{h=0}^{2} c_{2h} p_{X|H}(x|h) P_{H}(h) = 1 \cdot 1 \cdot 0, 4 + 1 \cdot 2(1-x) \cdot 0, 3 + 0 \cdot 2x \cdot 0, 3 = 1 - 0, 6x.$

Minimizando el coste para cada x (después de dibujar cada término como función de x), se llega a la misma decisión que antes:



Cálculo de 
$$x_1$$
: 
$$0,4+0,6x_1=0,6\Rightarrow x_1=\frac{1}{3}\simeq 0.\widehat{3}$$

Cálculo de 
$$x_2$$
: 
$$1-0, 6x_2=0, 6 \Rightarrow x_2=\frac{2}{3} \simeq 0.\widehat{6}$$

y, por tanto,

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < \frac{1}{3} \\ 0, & \frac{1}{3} < x < \frac{2}{3} \\ 2, & \frac{2}{3} < x < 1 \end{cases}$$

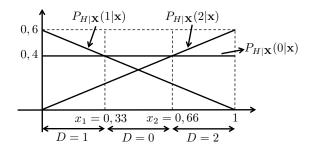
Obtener el decisor MAP del problema de decisión del Ejemplo 2.2.

Para este problema, las distribuciones a posteriori obtenidas son (calculadas en el Ejemplo 2.3):

$$P_{H|X}(0|x) = 0.4$$

$$P_{H|X}(1|x) = 0.6(1-x)$$

$$P_{H|X}(2|x) = 0.6x$$



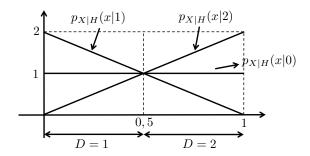
Lo que lleva al decisor:

$$\phi_{\text{MAP}}(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < 1/3 \\ 0, & 1/3 < x < 2/3 \\ 2, & 2/3 < x < 1 \end{cases}$$

Obtener el decisor ML del problema de decisión del Ejemplo 2.2.

Para obtener el decisor simplemente hay que analizar para cada valor de x que verosimilitud toma mayor una probabilidd:

$$\begin{array}{ll} p_{X|H}(x|0) = & 1 & 0 < x < 1 \\ p_{X|H}(x|1) = & 2(1-x) & 0 < x < 1 \\ p_{X|H}(x|2) = & 2x & 0 < x < 1 \end{array}$$



Lo que proporciona el siguiente decisor:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < 0.5 \\ 2, & 0.5 < x < 1 \end{cases}$$

Como se puede observar, nunca se decide D=0.

Considere un problema de decisión binario dado por las siguientes verosimilitudes:

$$p_{X|H}(x|0) = 2 \exp(-2x)$$
  $x > 0$   
 $p_{X|H}(x|1) = \exp(-x)$   $x > 0$ 

donde se sabe que  $P_H(0) = 2/3$  y se tiene la siguiente política de costes:  $c_{00} = c_{11} = 0, c_{10} = 1$  y  $c_{01} = 3$ .

Obtener el decisor de mínimo riesgo (coste), el de mínima probabilidad de error y el decisor ML, calculando para cada uno de ellos su probabilidad de error.

#### • Decisor de mínimo riesgo (coste):

$$\frac{p_{X|H}(x|1)}{p_{X|H}(x|0)} = \frac{\exp(-x)}{2\exp(-2x)} \mathop{\geqslant}_{D_0}^{D_1} \frac{(c_{10} - c_{00})P_H(0)}{(c_{01} - c_{11})P_H(1)} = \frac{1 - 0}{3 - 0} \cdot \frac{2/3}{1/3}$$
$$\exp(x) \mathop{\geqslant}_{D_0}^{D_1} \frac{4}{3} \implies x \mathop{\geqslant}_{D_0}^{D_1} \ln \frac{4}{3} \simeq 0,28$$

Calculamos  $P_{\text{FA}}$ ,  $P_{\text{M}}$  y  $P_{\text{e}}$ :

$$P_{\text{FA}} = P_{D|H}(1|0) = \int_{\mathcal{X}_1} p_{X|H}(x|0) dx = \int_{\ln \frac{4}{3}}^{\infty} 2 \exp(-2x) dx = \exp\left(-2\ln \frac{4}{3}\right) = \frac{9}{16}$$

$$P_{\text{M}} = P_{D|H}(0|1) = \int_{\mathcal{X}_0} p_{X|H}(x|1) dx = \int_0^{\ln \frac{4}{3}} \exp(-x) dx = 1 - \exp\left(-\ln \frac{4}{3}\right) = \frac{1}{4}$$

$$P_{\text{e}} = P_H(1) P_{\text{M}} + P_H(0) P_{\text{FA}} = \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{4} + \frac{2}{3} \cdot \frac{9}{16} = \frac{11}{24}$$

#### • Decisor MAP:

Dado que el decisor de mínima probabilidad de error es el decisor MAP, procedemos a su cálculo a través de la siguiente expresión:

$$\frac{p_{X|H}(x|1)}{p_{X|H}(x|0)} = \frac{\exp(-x)}{2\exp(-2x)} \int_{D_0}^{D_1} \frac{P_H(0)}{P_H(1)} = \frac{2/3}{1/3}$$
$$\exp(x) \int_{D_0}^{D_1} 4 \quad \Rightarrow \quad x \int_{D_0}^{D_1} \ln 4 \simeq 1,38$$

Calculamos  $P_{\text{FA}}$ ,  $P_{\text{M}}$  y  $P_{\text{e}}$ :

$$\begin{split} P_{\text{FA}} &= P_{D|H}(1|0) = \int_{\mathcal{X}_1} p_{X|H}(x|0) dx = \int_{\ln 4}^{\infty} 2 \exp(-2x) dx = \exp\left(-2\ln 4\right) = \frac{1}{16} \\ P_{\text{M}} &= P_{D|H}(0|1) = \int_{\mathcal{X}_0} p_{X|H}(x|1) dx = \int_0^{\ln 4} \exp(-x) dx = 1 - \exp\left(-\ln 4\right) = \frac{3}{4} \\ P_{\text{e}} &= P_H(1) P_{\text{M}} + P_H(0) P_{\text{FA}} = \frac{1}{3} \cdot \frac{3}{4} + \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{16} = \frac{7}{24} \end{split}$$

#### • Decisor ML:

$$\frac{p_{X|H}(x|1)}{p_{X|H}(x|0)} = \frac{\exp(-x)}{2\exp(-2x)} \overset{D_1}{\underset{D_0}{\geqslant}} 1$$

$$\exp(x) \overset{D_1}{\underset{D_0}{\geqslant}} 2 \implies x \overset{D_1}{\underset{D_0}{\geqslant}} \ln 2 \simeq 0,69$$

Calculamos  $P_{\text{FA}}$ ,  $P_{\text{M}}$  y  $P_{\text{e}}$ :

$$\begin{split} P_{\text{FA}} &= P_{D|H}(1|0) = \int_{\mathcal{X}_1} p_{X|H}(x|0) dx = \int_{\ln 2}^{\infty} 2 \exp(-2x) dx = \exp\left(-2\ln 2\right) = \frac{1}{4} \\ P_{\text{M}} &= P_{D|H}(0|1) = \int_{\mathcal{X}_0} p_{X|H}(x|1) dx = \int_0^{\ln 2} \exp(-x) dx = 1 - \exp\left(-\ln 2\right) = \frac{1}{2} \\ P_{\text{e}} &= P_{H}(1) P_{\text{M}} + P_{H}(0) P_{\text{FA}} = \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2} + \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{3} \end{split}$$

Dadas las verosimilitudes:

$$p_{X|H}(x|1) = 2x$$
  $0 \le x \le 1$   
 $p_{X|H}(x|0) = 2(1-x)$   $0 \le x \le 1$ 

diseñar el decisor NP dado por la cota  $\alpha = 0.1 (P_{\rm FA} \le \alpha)$ .

Calculamos el LRT:

$$\frac{2x}{2(1-x)} \mathop{\gtrsim}\limits_{D_0}^{D_1} \eta$$

$$x \underset{D_0}{\gtrless} \frac{\eta}{1+\eta}$$

Por tanto, la probabilidad de falsa alarma será:

$$P_{\text{FA}} = P_{D|H}(1|0) = \int_{\frac{\eta}{1+\eta}}^{1} 2(1-x)dx = \alpha = 0.1$$

$$P_{\text{FA}} = P_{D|H}(1|0) = \int_{\frac{\eta}{1+\eta}}^{1} 2(1-x)dx = \frac{1}{(1+\eta)^2}$$

Si igualamos  $P_{\text{FA}} = \alpha$ , se tiene

$$\eta = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} - 1 \qquad \Rightarrow \eta = \frac{1}{\sqrt{0.1}} - 1 \simeq 2.16$$

Una vez calculado el valor de  $\eta$ , se puede establecer el decisor NP:

$$x \underset{D_0}{\gtrless} \frac{\eta}{1+\eta} = \frac{2,16}{1+2,16} \simeq 0,6835$$

Dadas las verosimilitudes:

$$p_{X|H}(x|1) = 2x$$
  $0 \le x \le 1$   
 $p_{X|H}(x|0) = 2(1-x)$   $0 \le x \le 1$ 

diseñar el decisor Minimax.

Como es sabido, en el decisor minimax (para un problema de decisión de 2 clases), se cumple que  $P_{\rm FA}=P_{\rm M}$  y, por tanto, se puede concluir que  $P_{\rm D}=1-P_{\rm FA}$ .

Partiendo del cociente de verosimilitudes del Ejemplo 2.8, calculamos la probabilidad de falsa alarma:

$$P_{\text{FA}} = P_{D|H}(1|0) = \int_{\frac{\eta}{1+\eta}}^{1} 2(1-x)dx = 2x - x^{2} \Big|_{\frac{\eta}{1+\eta}}^{1}$$

$$= 2 - 1 - \frac{2\eta}{1+\eta} + \frac{\eta^{2}}{(1+\eta)^{2}}$$

$$= \frac{(1+\eta)^{2} - 2\eta(1+\eta) + \eta^{2}}{(1+\eta)^{2}}$$

$$= \frac{1}{(1+\eta)^{2}}$$

A continuación, calculamos la probabilidad de detección:

$$P_{D} = P_{D|H}(1|1) = \int_{\frac{\eta}{1+\eta}}^{1} 2x dx = x^{2} \Big|_{\frac{\eta}{1+\eta}}^{1}$$
$$= 1 - \frac{\eta^{2}}{(1+\eta)^{2}}$$

Haciendo  $P_{\rm D} = 1 - P_{\rm FA}$ , se obtiene que:

$$1 - \frac{\eta^2}{(1+\eta)^2} = 1 - \frac{1}{(1+\eta)^2}$$
$$\frac{(\eta+1)^2 - \eta^2}{(1+\eta)^2} = \frac{(\eta+1)^2 - 1}{(1+\eta)^2}$$
$$\eta^2 = \pm 1 \Longrightarrow \eta = 1$$

Con esto, quedaría:

$$x_{D_0}^{D_1} \frac{\eta}{1+\eta} = \frac{1}{2}$$

Un problema de decisión binario tiene las siguientes verosimilitudes:

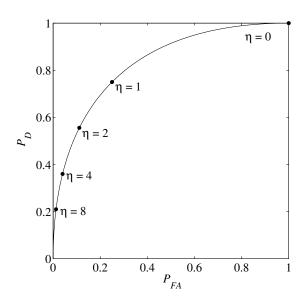
$$p_{X|H}(x|1) = 2x,$$
  $0 \le x \le 1$   
 $p_{X|H}(x|0) = 2(1-x),$   $0 \le x \le 1$ 

El LRT tiene la forma

$$\frac{x}{1-x} \mathop{\gtrless}_{D_0}^{D_1} \eta$$

Por tanto,

$$P_{\rm FA}(\eta) = \frac{1}{(1+\eta)^2}$$
 
$$P_{\rm D}(\eta) = 1 - \frac{\eta^2}{(1+\eta)^2}$$



$$Si \eta = 0 \Rightarrow P_{FA}(\eta) = 1, P_{D}(\eta) = 1$$

$$Si \eta = 1 \Rightarrow P_{FA}(\eta) = \frac{1}{4}, P_{D}(\eta) = \frac{3}{4}$$

$$Si \eta = 2 \Rightarrow P_{FA}(\eta) = \frac{1}{9} \simeq 0.\hat{1}, P_{D}(\eta) = \frac{5}{9} \simeq 0.\hat{5}$$

$$\vdots$$

$$(1)$$