



UFM
UNIVERSIDAD
FRANCISCO
MARROQUÍN

FACULTAD de
CIENCIAS ECONÓMICAS

EL CLASIFICADOR BAYESIANO ÓPTIMO II

ALAN REYES-FIGUEROA

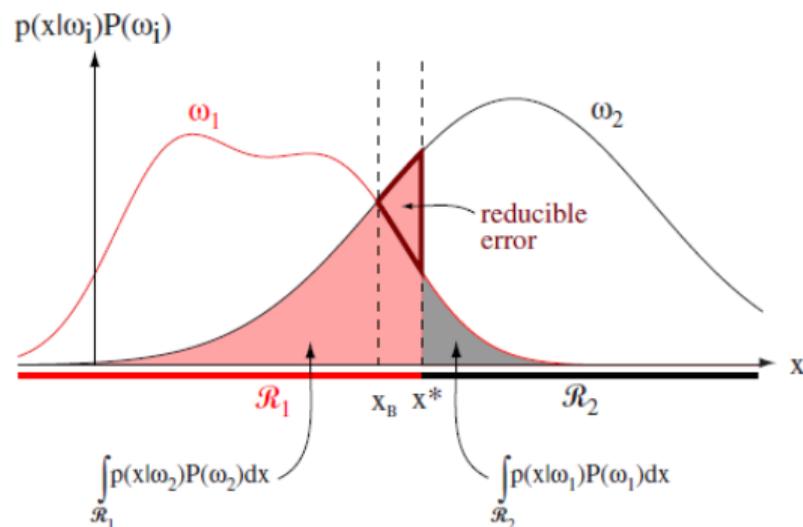
ELEMENTS OF MACHINE LEARNING

(AULA 22) 28.ABRIL.2025

Teorema (Optimalidad del clasificador Bayesiano)

Dada la información $(X, Y) \sim \mathbb{P}_{X,Y}$, sea \hat{y} la asignación del clasificador Bayesiano óptimo, y sea \tilde{y} cualquier otro clasificador. Entonces

$$\mathbb{P}_{\hat{y}}(\text{error} \mid \mathbf{x}) \leq \mathbb{P}_{\tilde{y}}(\text{error} \mid \mathbf{x}), \quad \forall \tilde{y} : S \rightarrow \Omega.$$



El clasificador Bayesiano minimiza la probabilidad de cometer un error.

Clasificador bayesiano óptimo

Si denotamos con L^* el error (promedio) del clasificador Bayesiano óptimo, y \tilde{y}_n es un clasificador basado en un conjunto finito de datos $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n$, con $L(\tilde{y}_n) = \mathbb{E}(L(Y; \tilde{y}_n(X)))$, se pueden demostrar las siguientes:

Propiedad

Si \tilde{y}_n es el clasificador 1-NN, entonces

$$L^* \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E} L(\tilde{y}_n) \leq 2L^*.$$

En general, Si \tilde{y}_n es el clasificador 1-NN para $M > 1$ clases, entonces

$$L^* \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E} L(\tilde{y}_n) \leq \frac{M}{M-1} L^*.$$

Propiedad

Si $n, k \rightarrow \infty$ son tales que $\frac{k}{n} \rightarrow 0$ y \tilde{y}_n es el clasificador k -NN, entonces

$$\lim_{n, k \rightarrow \infty} \mathbb{E} L(\tilde{y}_n) = L^*.$$

- Las demostraciones de las propiedades anteriores se pueden ver en L. Devroye, L. Györfi, G. Lugosi (1996). *A Probabilistic Theory of Pattern Recognition*.

Clasificador bayesiano ingenuo

Recordemos que en el clasificador Bayesiano óptimo

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{1}\left(\frac{\mathbb{P}(\mathbf{x} | Y = 1)}{\mathbb{P}(\mathbf{x} | Y = 0)} > \theta_\lambda\right), \quad \text{donde } \theta_\lambda = \frac{(\lambda_{10} - \lambda_{00})\mathbb{P}(Y = 0)}{(\lambda_{01} - \lambda_{11})\mathbb{P}(Y = 1)}.$$

¿Cómo definir (estimar) $\mathbb{P}(X = \mathbf{x} | Y = y)$ en general?

- No evidente si X es de alta dimensión.
- El **clasificador Bayesiano ingenuo** (*Naive Bayes*) se basa en la simplificación (supuesto) que las componentes de $X = (X_1, \dots, X_d) | Y$ son v.a. independientes:

$$\mathbb{P}(X = \mathbf{x} | Y = j) = \prod_{i=1}^d \mathbb{P}(X_i = x_i | Y = j).$$

- Llevamos 1 problema d -dimensional, a d problemas 1-dimensionales.

Ejemplo

En la práctica, el clasificador *Naive Bayes* es uno de los más utilizados (tal vez no es el mejor, pero el clasificador más simple de construir).

Se basa en el hecho de estimar la distribución conjunta de (X, Y) , a partir de la distribución conjunta empírica (la tabla de datos).

Ejemplo 1: Considera la distribución conjunta de (X, Y) dada por

	$X = 0$	$X = 1$	$X = 2$
$Y = 0$	0.15	0.1	0.3
$Y = 1$	0.15	0.2	0.1

Ejemplo

En el clasificador bayesiano, el caso multiclase se trabaja de forma análoga. Basta determinar aquella clase que tiene mayor probabilidad *a posteriori*:

$$\begin{aligned}\hat{y}(\mathbf{x}) = i &\iff i = \operatorname{argmax}_{1 \leq j \leq k} \lambda_{je} \mathbb{P}(Y = j | X = \mathbf{x}) \\ &\iff i = \operatorname{argmax}_{1 \leq j \leq k} \lambda_{je} \frac{\mathbb{P}(X = \mathbf{x} | Y = j) \mathbb{P}(Y = j)}{\mathbb{P}(X = \mathbf{x})} \\ &\iff i = \operatorname{argmax}_{1 \leq j \leq k} \lambda_{je} f_j(\mathbf{x}) \pi_j.\end{aligned}$$

Así,

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = i \iff \lambda_{ie} f_i(\mathbf{x}) \pi_i \geq \lambda_{je} f_j(\mathbf{x}) \pi_j, \forall j.$$

Ejemplo

Construir un clasificador de Bayes ingenuo para

Example No.	Color	Type	Origin	Stolen?
1	Red	Sports	Domestic	Yes
2	Red	Sports	Domestic	No
3	Red	Sports	Domestic	Yes
4	Yellow	Sports	Domestic	No
5	Yellow	Sports	Imported	Yes
6	Yellow	SUV	Imported	No
7	Yellow	SUV	Imported	Yes
8	Yellow	SUV	Domestic	No
9	Red	SUV	Imported	No
10	Red	Sports	Imported	Yes

y calcular la clasificación asociada a un vehículo rojo, SUV, doméstico.

Ejemplo

Queremos hallar la clasificación para un vehículo rojo, SUV, doméstico. Denotamos $X = (X_1, X_2, X_3)$, con $X_1 = \text{color}$, $X_2 = \text{tipo}$, $X_3 = \text{origen}$. Además $\mathbf{x} = (\text{rojo}, \text{SUV}, \text{domestic})$.

Queremos comparar las probabilidades a posteriori

$$\mathbb{P}(X = \mathbf{x} \mid Y = 0) \mathbb{P}(y = 0) \lessgtr \mathbb{P}(X = \mathbf{x} \mid Y = 1) \mathbb{P}(y = 1).$$

Por independencia (naive Bayes), tenemos

$$\mathbb{P}(X = \mathbf{x} \mid Y = j) = \mathbb{P}(X_1 = \mathbf{x}_1 \mid Y = j) \mathbb{P}(X_2 = \mathbf{x}_2 \mid Y = j) \mathbb{P}(X_3 = \mathbf{x}_3 \mid Y = j)$$

- Y=0:

$$\mathbb{P}(X_1 = \text{rojo} \mid 0) = \frac{2}{5}, \quad \mathbb{P}(X_2 = \text{SUV} \mid 0) = \frac{3}{5}, \quad \mathbb{P}(X_3 = \text{domestic} \mid 0) = \frac{3}{5}.$$

$$\Rightarrow f_0(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 0) = \left(\frac{2}{5}\right) \left(\frac{3}{5}\right) \left(\frac{3}{5}\right) \left(\frac{5}{10}\right) = \frac{9}{125}.$$

Ejemplo

- Y=1:

$$\mathbb{P}(X_1 = \text{rojo}|1) = \frac{3}{5}, \quad \mathbb{P}(X_2 = \text{SUV}|1) = \frac{1}{5}, \quad \mathbb{P}(X_3 = \text{domestic}|1) = \frac{2}{5}.$$

$$\Rightarrow f_0(\mathbf{x})\mathbb{P}(Y = 0) = \left(\frac{3}{5}\right)\left(\frac{1}{5}\right)\left(\frac{2}{5}\right)\left(\frac{5}{10}\right) = \frac{3}{125}.$$

Comparando ambas,

$$\left. \begin{array}{l} Y = 0 : \quad f_0(\mathbf{x})\mathbb{P}(Y = 0) = \frac{9}{125} \\ Y = 1 : \quad f_1(\mathbf{x})\mathbb{P}(Y = 1) = \frac{3}{125} \end{array} \right\} \Rightarrow \hat{y}(\mathbf{x}) = 0.$$

De ahí que nuestro clasificador Naive Bayes asigna los vehículos de tipo $\mathbf{x} = (\text{rojo, SUV, doméstico})$ a la clase $y = 0$.

Ejemplo

Ejemplo 3: Supongamos que Y es una v.a. discreta con $\mathbb{P}(Y = 0) = \mathbb{P}(Y = 1) = \frac{1}{2}$. Además

$$X | Y = 0 \sim \mathcal{N}(2, 1), \quad X | Y = 1 \sim \mathcal{N}(5, 1).$$

Construir el clasificador bayesiano óptimo, si

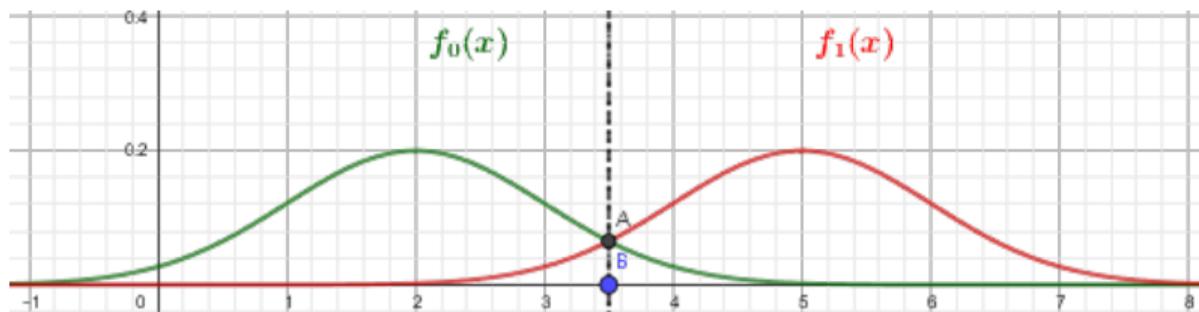
- a) todos los errores con el mismo costo $\lambda = 1$.
- b) $\lambda_{01} = 4, \lambda_{10} = 1$.
- c) $\mathbb{P}(Y = 0) = \frac{3}{5}, \mathbb{P}(Y = 1) = \frac{2}{5}$.

Solución:

Tenemos

$$f_0(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-2)^2}{2}}, \quad f_1(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-5)^2}{2}}.$$

Ejemplo



$$\begin{aligned}\lambda_{01}f_0(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 0) = \lambda_{10}f_1(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 1) &\Rightarrow \frac{1}{2}(1) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-2)^2}{2}} = \frac{1}{2}(1) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-5)^2}{2}} \\ \Rightarrow e^{-\frac{(x-2)^2}{2}} &= e^{-\frac{(x-5)^2}{2}} \\ \Rightarrow (x-2)^2 &= (x-5)^2 \\ \Rightarrow x^2 - 4x + 4 &= x^2 - 10x + 25 \\ \Rightarrow 6x = 21 &\Rightarrow x = 3.5.\end{aligned}$$

Ejemplo

Calcular el error:

Denotamos por $R_0 = (-\infty, 3.5)$, $R_1 = (3.5, \infty)$, las regiones de clasificación. Entonces

$$\begin{aligned} \text{Error} &= \int_{R_0} \mathbb{P}(X | Y = 1) + \int_{R_1} \mathbb{P}(X | Y = 0) \\ &= \int_{R_0} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{R_1} f_0(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \int_{-\infty}^{3.5} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{3.5}^{\infty} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \Phi^{-1}\left(\frac{3.5 - 5}{1}\right) + \left[1 - \Phi^{-1}\left(\frac{3.5 - 2}{1}\right)\right] \\ &= 2\Phi^{-1}(-1.5) = 2(0.06681) = 0.13362 \end{aligned}$$

Así, nuestro clasificador de Bayes tiene un acierto del 86.6%.

Ejemplo

b) Como $\lambda_{01} = 1$ y $\lambda_{10} = 4$, aquí la ecuación a resolver resulta:

Solución: la frontera debe estar en $x = 3.5 + \frac{1}{3} \log 4$.

Ejemplo

c) Como ahora $\mathbb{P}(Y = 0) = \frac{3}{5}$ y $\mathbb{P}(Y = 1) = \frac{2}{5}$, la ecuación a resolver resulta:

Solución: la frontera debe estar en $x = 3.5 + \frac{1}{3} \log \frac{3}{2}$.

Ejemplo

Ejemplo 4: Supongamos que Y es una v.a. discreta con

$$\mathbb{P}(Y = 1) = \frac{1}{2}, \quad \mathbb{P}(Y = 2) = \frac{1}{4}, \quad \mathbb{P}(Y = 3) = \frac{1}{4}.$$

Además,

$$X | Y = 1 \sim \mathcal{N}(1, 0.5^2), \quad X | Y = 2 \sim \mathcal{N}(2, 1), \quad X | Y = 3 \sim \mathcal{N}(4, 1).$$

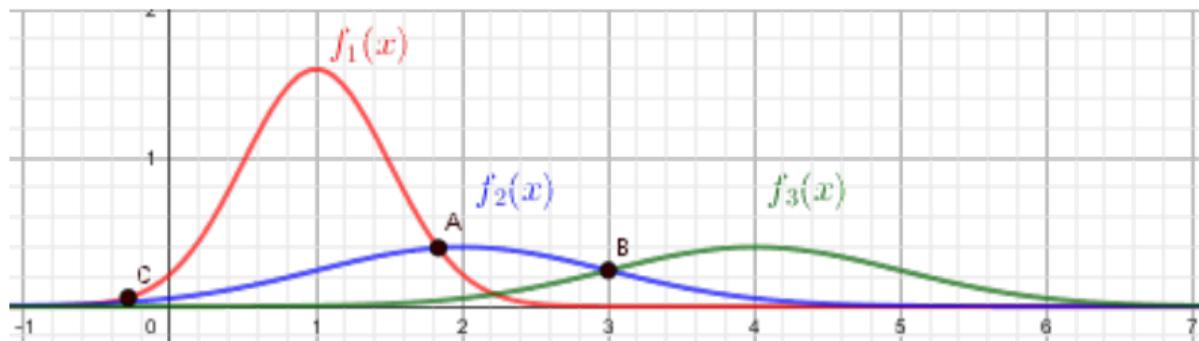
Construir el clasificador bayesiano óptimo, con función de costo simétrica (todos los errores con el mismo costo $\lambda = 1$).

Solución:

Tenemos

$$f_1(\mathbf{x}) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} e^{-2(x-1)^2}, \quad f_2(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-2)^2}{2}}, \quad f_3(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-4)^2}{2}}.$$

Ejemplo



- **B:**

$$\begin{aligned}f_2(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 2) = f_3(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 3) &\Rightarrow \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-2)^2}{2}} = \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-4)^2}{2}} \\&\Rightarrow e^{-\frac{(x-2)^2}{2}} = e^{-\frac{(x-4)^2}{2}} \Rightarrow (x-2)^2 = (x-4)^2 \\&\Rightarrow x^2 - 4x + 4 = x^2 - 8x + 16 \\&\Rightarrow 4x = 12 \Rightarrow x = 3.\end{aligned}$$

Ejemplo

- A y C:

$$\begin{aligned}f_1(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 1) = f_2(\mathbf{x}) \mathbb{P}(Y = 2) &\Rightarrow \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{\sqrt{2\pi}} e^{-2(x-1)^2} = \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-2)^2}{2}} \\&\Rightarrow 4e^{-2(x-1)^2} = e^{-\frac{(x-2)^2}{2}} \\&\Rightarrow \log(4) - 2(x-1)^2 = -\frac{(x-2)^2}{2} \\&\Rightarrow 4(x-1)^2 - (x-2)^2 = 2\log(4) \\&\Rightarrow 3x^2 - 4x + 2\log(4) = 0 \\&\Rightarrow x \frac{4 \pm \sqrt{16 + 24\log(4)}}{6} \approx -0.5, 1.83.\end{aligned}$$

$$\text{Entonces } \hat{y}(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \in (-0.5, 1.83); \\ 2, & \text{si } x \in (-\infty, -0.5) \cup (1.83, 3); \\ 3, & \text{si } x \in (3, \infty). \end{cases}$$

Ejemplo

Calcular el error (ejercicio!).

Denotamos por $R_1 = (-0.5, 1.83)$, $R_2 = (-\infty, -0.5) \cup (1.83, 3)$, $R_3 = (3, \infty)$, las regiones de clasificación. Entonces

$$\begin{aligned} \text{Error} &= \int_{R_1} \mathbb{P}(X \neq 1) + \int_{R_2} \mathbb{P}(X \neq 2) + \int_{R_3} \mathbb{P}(X \neq 3) \\ &= \int_{R_1} (f_2(\mathbf{x}) + f_3(\mathbf{x})) d\mathbf{x} + \int_{R_2} (f_1(\mathbf{x}) + f_3(\mathbf{x})) d\mathbf{x} + \int_{R_3} (f_1(\mathbf{x}) + f_2(\mathbf{x})) d\mathbf{x} \\ &= \int_{R_2 \cup R_3} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{R_1 \cup R_3} f_2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{R_1 \cup R_2} f_3(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \int_{-\infty}^{-0.5} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{1.83}^{\infty} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{-0.5}^{1.83} f_2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_3^{\infty} f_2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{-\infty}^3 f_3(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= ? \end{aligned}$$