

## Exercice 1

Soit un problème de discrimination à deux classes  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$  et  $p$  variables  $X = (X^1, \dots, X^p)^T$ . Nous supposons que les  $p$  variables sont indépendantes conditionnellement à la classe et que la densité conditionnelle de la variable  $X^j$  conditionnellement à la classe  $\omega_k$  est :

$$f_k(x^j) = \begin{cases} \theta_k^j \exp(-\theta_k^j x^j) & \text{si } x^j \geq 0 \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases}$$

où  $\theta_k^j$  est un paramètre caractérisant la distribution de la variable  $X^j$  dans la classe  $\omega_k$ .

1. Donner l'expression de la densité conditionnelle  $f_k(x)$  du vecteur  $X$  conditionnellement à la classe  $\omega_k$ .

2. Calculer  $h(x) = \log(f_1(x)/f_2(x))$ .

3. Donnez l'expression de la règle de Bayes avec coûts 0-1, en fonction de  $h(x)$  et des probabilités a priori des classes  $\pi_1$  et  $\pi_2$ .

## Exercice 2

On considère un problème de discrimination à deux classes  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$  et une variable  $X \in \mathbb{R}$ . On suppose que la variable  $X$  suit dans une classe une loi normale avec les espérances  $\mu_1$  et  $\mu_2$ , avec  $\mu_2 > \mu_1$ , et une variance égale à 1. Les probabilités a priori sont notées  $\pi_1$  et  $\pi_2$ .

1. Montrer que la règle de Bayes avec coûts 0-1 revient à comparer  $x$  à un seuil  $s$  que l'on précisera.

2. Donner l'expression littérale de la probabilité d'erreur de Bayes  $\epsilon^*$ .

3. On dispose des données d'apprentissage suivantes :

- classe  $\omega_1$  : 0.1, 0.2, 0.6, 0.7 ;
- classe  $\omega_2$  : 0.5, 0.57, 1.5

(a) Estimer numériquement les paramètres  $\mu_1$ ,  $\mu_2$ ,  $\pi_1$  et  $\pi_2$ .

(b) Calculer le seuil  $s$  de la question 1.

(c) Estimer numériquement la probabilité d'erreur de Bayes  $\epsilon^*$ , en utilisant la formule de la question 2 (on a  $\phi(0.4) \approx 0.7$  et  $\phi(0.9) \approx 0.8$ ).

(d) Estimer la probabilité d'erreur de la règle du plus proche voisin, par la méthode du "leave-one-out".

4. On applique sur les données précédentes la méthode des arbres de décision, en choisissant l'entropie comme critère d'impureté. Quel est le gain d'information (réduction de l'entropie) associé au test  $X < 0.3$  ?