

November 27, 2011

Le but de ce TP est d'appréhender la règle de Bayes dans un problème de détection (2 classes) dans le cas où 3 choix sont possibles : choisir la classe 1, la classe 2 ou ne prendre aucune des 2. Cette décision s'effectue grâce à l'extension de la règle de Bayes (rapport des probabilités a posteriori) avec la notion de rejet.

Nous verrons comment s'expriment ces fonctions de décisions dans le cas général pour l'appliquer à notre problème de détection.

## 6. Règle de Bayes avec rejet

### a) Expression de la fonction de décision

Dans le cas où  $c_{11} = c_{22} = 0$ ,  $c_{01} = c_{02} = c_0$  et  $c_{12} = c_{21} = 1$ , la règle de Bayes avec rejet s'écrit :

$$\delta^*(x) = \begin{cases} a_0 & \text{si } \min(P[Y=1|x], P[Y=2|x]) > c_0 \\ a_1 & \text{si } P[Y=1|x] > p[Y=2|x] \text{ et } P[Y=1|x] > 1 - c_0 \\ a_2 & \text{si } P[Y=2|x] > p[Y=1|x] \text{ et } P[Y=2|x] > 1 - c_0 \end{cases} \quad (1)$$

Ainsi, l'action de prendre la décision  $a_1$  s'écrit :

$$\delta^*(x) = a_1 \Leftrightarrow \begin{cases} \frac{f_1(x)}{f_2(x)} > \frac{\pi_2}{\pi_1} \\ P[Y=1|x] > 1 - c_0 \end{cases}$$

De plus, nous avons le rapport de densité suivant :

$$\begin{aligned} \frac{f_1(x)}{f_2(x)} &= \frac{\frac{1}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(x_1+1)^2 - \frac{1}{2}(x_2)^2}}{\frac{1}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(x_1-1)^2 - \frac{1}{2}(x_2)^2}} \\ &= \frac{e^{-\frac{1}{2}(x_1+1)^2}}{e^{-\frac{1}{2}(x_1-1)^2}} \\ &= \frac{e^{-\frac{1}{2}(x_1^2+2x_1+1)}}{e^{-\frac{1}{2}(x_1^2-2x_1+1)}} \\ &= e^{-2x_1} \end{aligned}$$

En rappelant que la probabilité a posteriori est donnée par :

$$P[Y=1|x] = \frac{\pi_1 f_1(x)}{\pi_1 f_1(x) + \pi_2 f_2(x)} \quad (2)$$

Nous obtenons donc :

$$\delta^*(x) = a_1 \Leftrightarrow \begin{cases} e^{-2x_1} > \frac{\pi_2}{\pi_1} \\ \frac{\pi_1 f_1(x)}{\pi_1 f_1(x) + \pi_2 f_2(x)} > 1 - c_0 \end{cases}$$

Ce qui nous donne finalement l'expression de la regle en fonction de  $x_1$  :

$$\delta^*(x) = a_1 \Leftrightarrow \begin{cases} x_1 < -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1}) \\ x_1 < -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1} \frac{1-c_0}{c_0}) \end{cases} \quad (3)$$

De la meme maniere, nous trouvons les equations de frontiere pour la classe  $\omega_2$  :

$$\delta^*(x) = a_2 \Leftrightarrow \begin{cases} x_1 > -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1}) \\ x_1 > -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1} \frac{c_0}{1-c_0}) \end{cases} \quad (4)$$

La droite d'equation  $x = -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1})$  correspond au centre de la zone de rejet, commune aux deux equations de frontieres pour  $a_1$  et  $a_2$ .

D'autre part, les droites d'equations  $x_1 = -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1} \frac{1-c_0}{c_0})$  et  $x_2 = -\frac{1}{2}Ln(\frac{\pi_2}{\pi_1} \frac{c_0}{1-c_0})$  correspondent respectivement aux frontieres extremes de la zone de rejet, dans le cas ou l'on choisit la classe  $\omega_1$  ou  $\omega_2$ .

## b) Traces des frontieres

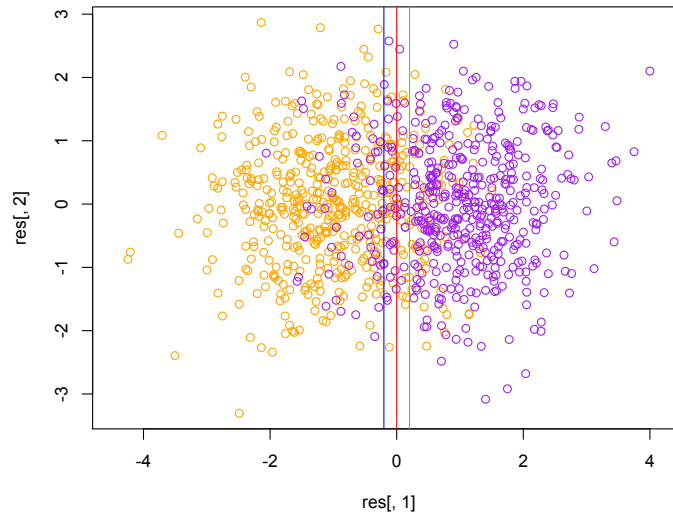
Nous ecrivons la fonction suivante :

```
bayesRejet <- function(n, pi1, pi2, L0)
  x0 = -log(pi2/pi1)/2
  x1 = -1/2 * log(pi2 * (1 - L0)/(pi1 * L0))
  x2 = -1/2 * log(pi2 * L0/(pi2 * (1 - L0)))
  echantillon(n)
  abline(v = x0, col = "red")
  abline(v = x1, col = "blue")
  abline(v = x2, col = "green")
```

Ou la fonction *echantillon* trace le nuage de points en coloriant chaque individus selon sa classe. Pour chaque cas, voici les resultats obtenus :

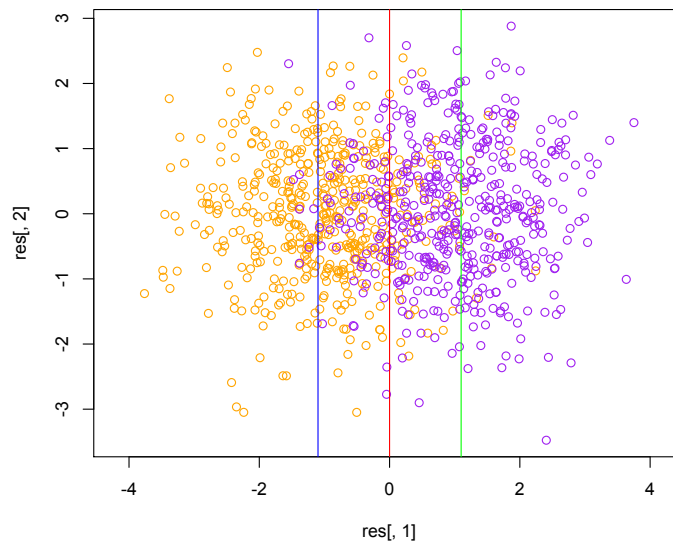
### Cas 1

Nous prenons les valeurs  $\pi_1 = \pi_2$ ,  $c_0 = 0.4$



## Cas 2

Nous prenons les valeurs  $\pi_1 = \pi_2$ ,  $c_0 = 0.1$



Dans chaque cas, les données à gauche de la droite bleu sont classées dans  $w_1$ , ceux à droite de la verte dans  $w_2$  et aucune classe n'est attribuée dans le cas des données entre la bleu et la rouge. La droite rouge représente l'axe central de la zone de rejet.

On remarque que plus le coût de rejet  $c_0$  est faible, plus la zone de rejet a tendance à s'agrandir. Ceci entraînera évidemment une baisse de l'erreur de décision mais provoquera également une baisse du nombre de décisions (plus de rejet).

### c) Estimation des erreurs de decision

Par definition, les probabilites de mauvaises decisions  $\alpha$  et  $\beta$  sont donnees par :

$$\alpha = P(\delta^*(X) = a_2 | \omega_1)$$

$$\beta = P(\delta^*(X) = a_1 | \omega_1)$$

On peut donc estimer ces deux types d'erreurs en comptant le nombre d'individus de la classe  $\omega_1$  qui ne sont a droite de "l'axe vert" et le nombre d'individus de la classe  $\omega_2$  qui ne sont à gauche de "l'axe bleu".

En posant  $x_1$  et  $x_2$  les abscisses des droites bleue et verte (extremities de la zone de rejet), les estimateurs s'ecrivent:

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{n_1} \sum_{\omega_1} \mathbb{1}_{x_i > x_2}(i)$$

$$\hat{\beta} = \frac{1}{n_2} \sum_{\omega_2} \mathbb{1}_{x_i < x_1}(i)$$

Dans le cas  $c_0 = 0.4$ , nous obtenons les valeurs d'erreurs de classification suivantes :

$$\hat{\alpha} = 0.126$$

$$\hat{\beta} = 0.106$$

Dans le cas  $c_0 = 0.1$ , nous obtenons les valeurs d'erreurs de classification suivantes :

$$\hat{\alpha} = 0.02$$

$$\hat{\beta} = 0.014$$

La valeur du seuil de rejet permet donc de diminuer les erreurs de classification.

### d) Probabilites de rejet et d'erreur

La probabilite de rejet de la decision correspond a la quantite des individus qui se trouvent dans la region de rejet, c'est a dire entre  $x_1$  et  $x_2$ , un bon estimateur de cette probabilite serait donc :

$$\hat{r} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{x_1 < x_i < x_2}(i)$$

Ceci nous donne, dans le cas  $c_0 = 0.4$ , une estimation :

$$\hat{r} = 0.098$$

Dans le cas  $c_0 = 0.1$ , nous avons :

$$\hat{r} = 0.538$$

Ceci confirme bien les theories avancees precedemment : plus le cout  $c_0$  est faible, plus les erreurs  $\alpha$  et  $\beta$  diminuent mais plus la probabilite de rejet augmente. Ceci est facilement comprehensible dans le sens ou la region de rejet augmente lorsque la valeur de  $c_0$  diminue.

D'autre part, l'estimateur de la probabilite d'erreur est donne par :  $\epsilon(\delta^*) = \frac{\hat{\alpha} + \hat{\beta}}{n_1 + n_2}$

Nous obtenons donc l'estimation de la probabilite d'erreur :

$$\text{Dans le cas } c_0 = 0.4, \hat{\epsilon}(\delta^*) = 2.32.10^{-4}$$

$$\text{Dans le cas } c_0 = 0.1, \hat{\epsilon}(\delta^*) = 0.34.10^{-4}$$