EXERCICE 4. On considère X = (T, U, V) où T, U, V sont des variables aléatoires réelles i.i.d. de loi exponentielle standard. On pose $Y = \mathbb{1}_{\{T+U+V<\theta\}}$ où $\theta \in \mathbb{R}_+^*$ est fixé.

- 1) i) Rappeler la densité f_1 et la fonction de répartition F_1 d'une loi exponentielle standard.
 - ii) Calculer la densité f_2 et la fonction de répartition F_2 de la variable aléatoire T+U.
 - iii) Calculer la densité f_3 et la fonction de répartition F_3 de la variable aléatoire T+U+V.
- 2) Calculer le classifieur de Bayes $(t,u) \in \mathbb{R}^2_+ \mapsto g_1^*(t,u) \in \{0,1\}$ lorsque V n'est pas observée. Calculer le risque 0-1 associé à ce classifieur. En donner une approximation numérique lorsque $\theta = 9$.
- 3) On suppose à présent que seule T est observée. Reprendre les calculs précédents puis comparer les risques 0-1 obtenus lorsque $\theta = 9$.
- 4) Proposer un classifieur lorsque X n'a aucune composante qui soit observée. Calculer son risque 0-1 et en donner une approximation numérique lorsque $\theta = 9$. Qu'en concluez-vous?

Solution.

- 1) Toutes les fonctions explicitées ci-dessous sont illustrées à la Figure 5.
 - i) La densité commune de T, U et V est $f_1: x \in \mathbb{R} \mapsto e^{-x} \mathbbm{1}_{\{x \ge 0\}}$. Sa fonction de répartition est $F_1: x \in \mathbb{R} \mapsto (1 e^{-x}) \mathbbm{1}_{\{x > 0\}}$.
 - ii) La variable aléatoire T + U est une somme de deux variables indépendantes de même densité f_1 . Elle admet donc une densité $f_2 = f_1 * f_1$, qui pour tout $x \in \mathbb{R}$ vaut

$$f_2(x) = \int_{\mathbb{R}} f_1(x - u) f_1(u) du = \int_{\mathbb{R}} e^{u - x} e^{-u} \mathbb{1}_{\{x - u \ge 0\}} \mathbb{1}_{\{u \ge 0\}} du = \left(\int_0^x e^{-x} du \right) \mathbb{1}_{\{x \ge 0\}}$$
$$= x e^{-x} \mathbb{1}_{\{x \ge 0\}}.$$

Avec une intégration par parties on obtient sa fonction de répartition : pour tout $x \in \mathbb{R}$,

$$F_2(x) = (1 - (x + 1) e^{-x}) \mathbb{1}_{\{x \ge 0\}}.$$

iii) De la même manière, T + U + V est la somme de T + U et V, indépendantes, de densités respectives f_2 et f_1 . Elle admet donc une densité $f_3 = f_2 * f_1$ qui pour tout $x \in \mathbb{R}$ vaut

$$f_3(x) = \int_{\mathbb{R}} f_1(x - u) f_2(u) du = \int_{\mathbb{R}} u e^{-u} \mathbb{1}_{\{u \ge 0\}} e^{u - x} \mathbb{1}_{\{x - u \ge 0\}} du = \left(\int_0^x u e^{-x} du \right) \mathbb{1}_{\{x \ge 0\}}$$

$$= \frac{1}{2} x^2 e^{-x} \mathbb{1}_{\{x \ge 0\}}.$$

En intégrant par parties on obtient sa fonction de répartition : pour tout $x \in \mathbb{R}$,

$$F_3(x) = \left(1 - \left(\frac{x^2}{2} + x + 1\right)\right) e^{-x} \mathbb{1}_{\{x \ge 0\}}.$$

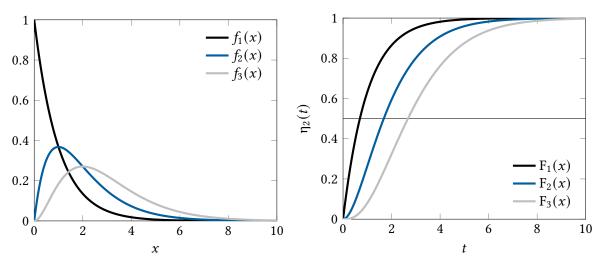


Figure 5 – Densités (gauche) et fonctions de répartition (droite) des variables aléatoires T, T+U et T+U+V.

2) Notons $\eta_1:(t,u)\in\mathbb{R}^2_+\mapsto\mathbb{P}$ (Y = 1 | (T,U) = (t,u)). Par construction, on a

$$g_1^*: (t,u) \in \mathbb{R}^2_+ \mapsto \mathbb{1}_{\{\eta_1(t,u) > \frac{1}{2}\}}.$$

Soient $t, u \in \mathbb{R}_+$. Alors

$$\begin{split} \eta_1(t,u) &= \mathbb{P}\left(\mathbf{Y} = 1 \mid (\mathbf{T},\mathbf{U}) = (t,u)\right) = \mathbb{P}\left(\mathbf{T} + \mathbf{U} + \mathbf{V} < \theta \mid (\mathbf{T},\mathbf{U}) = (t,u)\right) \\ &= \mathbb{P}\left(\mathbf{V} < \theta - t - u\right) \quad \text{(indépendance)} \\ &= \left(1 - e^{t + u - \theta}\right) \, \mathbb{1}_{\{t + u \leq \theta\}}. \quad \text{(V de loi exponentielle standard)} \end{split}$$

Ainsi, $\eta_1(t, u) > \frac{1}{2}$ ssi

$$\begin{vmatrix} t+u \leq \theta \\ 1-e^{t+u-\theta} > \frac{1}{2} \end{vmatrix} \Leftrightarrow \begin{vmatrix} t+u \leq \theta \\ t+u < \theta - \ln(2) \end{vmatrix} \Leftrightarrow t+u < \theta - \ln(2).$$

On en conclut que $g_1^*(t, u) = \mathbb{1}_{\{t+u<\theta-\ln(2)\}}$.

Son risque 0-1, illustré à la Figure 6, est

$$\begin{split} \mathbf{L} \left(g_1^* \right) &= \mathbb{E} \left(\eta_1(\mathbf{T}, \mathbf{U}) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \eta_1(\mathbf{T}, \mathbf{U}) \leq \frac{1}{2} \right\}} + (1 - \eta_1(\mathbf{T}, \mathbf{U})) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \eta_1(\mathbf{T}, \mathbf{U}) > \frac{1}{2} \right\}} \right) \\ &= \mathbb{E} \left(\left(1 - e^{\mathbf{T} + \mathbf{U} - \theta} \right) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} \leq \theta \right\}} \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} \leq \theta \right\}} \right) \\ &+ \mathbb{E} \left(\left(1 - e^{\mathbf{T} + \mathbf{U} - \theta} \right) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} \leq \theta \right\}} \right) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} \leq \theta \right\}} \right) \\ &= \mathbb{E} \left(\left(1 - e^{\mathbf{T} + \mathbf{U} - \theta} \right) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{\theta} - \ln(2) \leq \mathbf{T} + \mathbf{U} \leq \theta \right\}} \right) \\ &+ \mathbb{E} \left(e^{\mathbf{T} + \mathbf{U} - \theta} \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} < \theta - \ln(2) \right\}} \right) \quad (1 = \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} \leq \theta \right\}} + \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{T} + \mathbf{U} > \theta \right\}} \right) \\ &= \int_0^{+\infty} \left(1 - e^{\mathbf{X} - \theta} \right) \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{\theta} - \ln(2) \leq \mathbf{X} \leq \theta \right\}} \, \mathbf{X} \, e^{-\mathbf{X}} \, d\mathbf{X} \\ &+ \int_0^{+\infty} e^{\mathbf{X} - \theta} \, \mathbbm{1}_{\left\{ \mathbf{X} < \theta - \ln(2) \right\}} \, \mathbf{X} \, e^{-\mathbf{X}} \, d\mathbf{X}. \quad (\mathbf{T} + \mathbf{U} \, \mathbf{d} \, \mathbf{e} \, \mathbf{d} \, \mathbf{e} \, \mathbf{f}_2) \end{split}$$

Si $\theta \ge \ln(2)$, cela donne

$$\begin{split} \mathbf{L} \left(g_1^* \right) &= \int_{\theta - \ln(2)}^{\theta} \left(1 - e^{x - \theta} \right) \, x \, e^{-x} \, dx + \int_{0}^{\theta - \ln(2)} e^{-\theta} \, x \, dx \\ &= \int_{\theta - \ln(2)}^{\theta} x \, e^{-x} \, dx - \int_{\theta - \ln(2)}^{\theta} e^{-\theta} \, x \, dx + \int_{0}^{\theta - \ln(2)} e^{-\theta} \, x \, dx \\ &= \mathbf{F}(\theta) - \mathbf{F}(\theta - \ln(2)) + e^{-\theta} \left(\left[\frac{x^2}{2} \right]_{0}^{\theta - \ln(2)} - \left[\frac{x^2}{2} \right]_{\theta - \ln(2)}^{\theta} \right) \\ &= - (\theta + 1) \, e^{-\theta} + (\theta - \ln(2) + 1) \, e^{\ln(2) - \theta} + \frac{e^{-\theta}}{2} \left(2 \, (\theta - \ln(2))^2 - \theta^2 \right) \\ &= e^{-\theta} \left(-\theta + 2 \, (\theta - \ln(2)) - 1 + 2 + (\theta - \ln(2))^2 - \frac{\theta^2}{2} \right) \\ &= e^{-\theta} \left((\theta + 1 - \ln(2))^2 - \theta \, \left(1 + \frac{\theta}{2} \right) \right), \end{split}$$

et si $\theta < \ln(2)$ on obtient

$$\begin{split} \mathbf{L} \left(g_1^* \right) &= \int_0^\theta \left(1 - e^{x - \theta} \right) \, x \, e^{-x} \, dx = \int_0^\theta x \, e^{-x} \, dx - \int_0^\theta e^{-\theta} \, x \, dx \\ &= \mathbf{F}(\theta) - e^{-\theta} \, \left[\frac{x^2}{2} \right]_0^\theta = 1 - (\theta + 1) \, e^{-\theta} - e^{-\theta} \, \frac{\theta^2}{2} \\ &= 1 - e^{-\theta} \, \left(1 + \theta \left(1 + \frac{\theta}{2} \right) \right). \end{split}$$

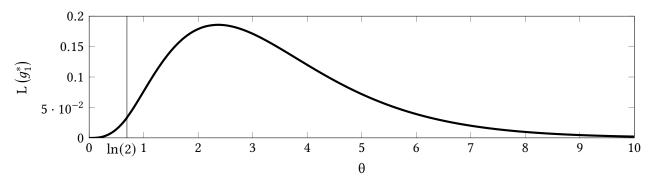


FIGURE 6 – Tracé du risque de Bayes en fonction de θ .

Lorsque $\theta = 9$, une approximation numérique donne L $(g_1^*) \approx 0.0046$.

3) Notons $\eta_2 : t \in \mathbb{R}_+ \mapsto \mathbb{P} (Y = 1 \mid T = t)$. Par construction, le classifieur de Bayes lorsque seule T est observée est

$$g_2^*: t \in \mathbb{R}_+ \mapsto \mathbb{1}_{\{\eta_2(t) > \frac{1}{2}\}}.$$

Soit $t \in \mathbb{R}_+$. Comme U + V admet la même fonction de répartition F_2 que T + U, on a

$$\eta_2(t) = \mathbb{P} (Y = 1 \mid T = t) = \mathbb{P} (T + U + V < \theta \mid T = t)$$

$$= \mathbb{P} (V + U < \theta - t) \quad \text{(indépendance)}$$

$$= \left(1 - (\theta - t + 1) e^{t - \theta}\right) \mathbb{1}_{\{\theta \ge t\}}.$$

Malheureusement, nous ne pouvons trouver de solution analytique à l'équation $\eta_2(t) > \frac{1}{2}$. On peut remarquer en revanche que η_2 est continue strictement décroissante sur $[0,\theta]$, puis constante égale à 0 sur $]\theta, +\infty[$. Elle vaut $1-(\theta+1)$ $e^{-\theta}=F_2(\theta)$ en 0, et 0 en θ . La fonction F_2 est quant à elle strictement croissante sur \mathbb{R}_+ , vaut 0 en 0 et tend vers 1 quand $\theta \to +\infty$. Il existe donc $\theta_0 \in \mathbb{R}_+^*$ tel que $F_2(\theta_0) = \frac{1}{2}$ (TVI). Avec une approximation numérique on trouve $\theta_0 \approx 1.6783$. Par conséquent, si $\theta \leq \theta_0$, alors $\eta_2 \leq \frac{1}{2}$ et g_2^* affecte systématiquement le label 0 à toutes les observations. Si $\theta \geq \theta_0$, il existe en revanche $t_\theta \in]0, \theta[$ tel que $\eta_2(t) > \frac{1}{2}$ ssi $t < t_\theta$ (TVI) et pour tout $t \in \mathbb{R}_+$ on a $g_2^*(t) = \mathbb{1}_{\{t < t_\theta\}}$. Ces résultats sont illustrés à la Figure 7.

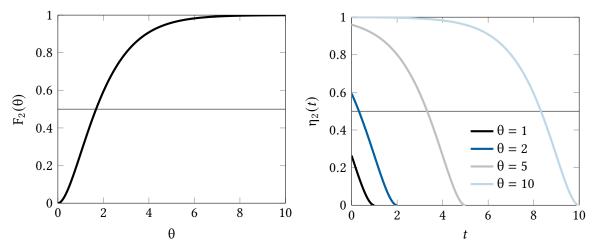


FIGURE 7 – Tracé de $\theta \in \mathbb{R}_+ \mapsto F_2(\theta)$ (gauche) et de $t \in \mathbb{R}_+ \mapsto \eta_2(t)$ selon θ (droite).

Si $\theta \leq \theta_0$, le risque 0-1 de g_2^* est alors simplement

$$L(g_2^*) = \mathbb{P}(Y = 1) = \mathbb{P}(T + U + V < \theta) = F_3(\theta) = 1 - \left(\frac{\theta^2}{2} + \theta + 1\right)e^{-\theta}.$$

Si $\theta > \theta_0$, on obtient

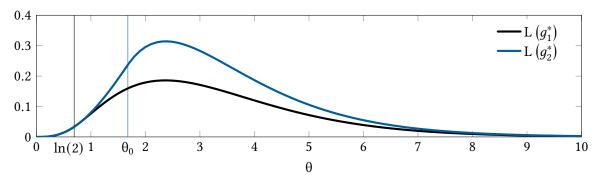


Figure 8 – Risques de Bayes en fonction de θ (approximation numérique pour L (g_2^*)).

Lorsque $\theta = 9$, une approximation numérique donne L $(g_2^*) \approx 0.0059$. On remarque que cette quantité est strictement supérieure à celle trouvée pour g_1^* lorsque $\theta = 9$. Il semble donc (de manière logique) qu'avec moins d'information à disposition, le risque d'erreur augmente. La Figure 8 confirme cette intuition pour tout $\theta > 0$.

4) En l'absence de toute information sur T, U et V, on peut toujours affecter systématiquement le label le plus probable. Nous avons vu à la question précédente que

$$\mathbb{P}(Y = 1) = F_3(\theta) = 1 - \left(\frac{\theta^2}{2} + \theta + 1\right) e^{-\theta}.$$

Il s'agit d'une fonction strictement croissante de θ , valant 0 en 0 et tendant vers 1 quand $\theta \to +\infty$, il existe donc $\theta_1 \in \mathbb{R}_+^*$ tel que $F_3(\theta_1) = \frac{1}{2}$ (TVI). Une approximation numérique donne $\theta_1 \approx 2.6741$. Par conséquent, pour tout $\theta \leq \theta_1$, le label 0 est le plus probable, et inversement pour tout $\theta > \theta_1$. On peut donc prendre pour classifieur la constante $g_3^* = \mathbbm{1}_{\{\theta > \theta_1\}}$.

Son erreur de classification est

$$\begin{split} \mathbf{L} \left(g_3^* \right) &= \mathbb{P} \left(\mathbf{Y} = 1 \right) \ \mathbbm{1}_{\{\theta \leq \theta_1\}} + \mathbb{P} \left(\mathbf{Y} = 0 \right) \ \mathbbm{1}_{\{\theta > \theta_1\}} \\ &= \mathbbm{1}_{\{\theta \leq \theta_1\}} + \left(\mathbbm{1}_{\{\theta > \theta_1\}} - \mathbbm{1}_{\{\theta \leq \theta_1\}} \right) \left(\frac{\theta^2}{2} + \theta + 1 \right) e^{-\theta}. \end{split}$$

Pour $\theta = 9$ une approximation numérique donne L $(g_3^*) \approx 0.0062$. A nouveau, avec moins d'information, on augmente le risque de classification. La Figure 9 confirme ce constat pour tout $\theta > 0$.

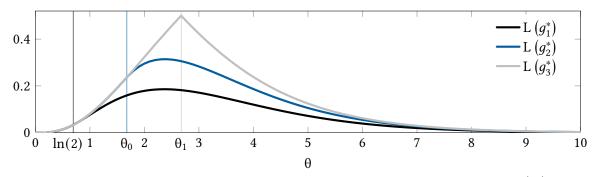


Figure 9 – Risques de Bayes en fonction de θ (approximation numérique pour L $\left(g_2^*\right)$).