

Examen partiel - 8 octobre 2021
Durée 1h30 - Documents interdits

Exercice 1 (4 pts) L'entraîneur d'une équipe de football souhaite classer ses joueurs par rapport à leurs performances aux tirs aux buts (penaltys). Il cherche donc à estimer la probabilité intrinsèque de chacun de marquer un penalty. Pour ce faire, pendant 30 jours, il enregistre le nombre de tirs consécutifs qu'il leur a été nécessaire pour marquer un penalty et ce face à différents gardiens.

Nous nous concentrons sur le cas d'un joueur et nous supposons que tous les essais sont indépendants. Nous disposons alors de 30 réalisations indépendantes x_1, \dots, x_{30} suivant une loi géométrique de paramètre $\theta \in [0, 1]$ où θ est la probabilité intrinsèque que le joueur marque un penalty. Nous rappelons que, pour tout $i \in \{1, \dots, 30\}$,

$$\mathbb{P}(X_i = x_i) = (1 - \theta)^{x_i - 1} \theta \times \mathbb{I}_{x_i \in \mathbb{N}^*}.$$

Nous rappelons que l'espérance d'une loi géométrique de paramètre θ est égale à $1/\theta$.

Nous nous plaçons dans le paradigme bayésien.

1 (2 pts) Donner la loi a priori de Jeffreys $\pi^J(\theta)$ pour le paramètre θ .

2 (2 pts) Donner la loi a posteriori de θ associé à $\pi^J(\theta)$.

Exercice 2 (6 pts) Nous considérons un n -échantillon (x_1, \dots, x_n) iid suivant une loi normale centrée de variance $\theta > 0$. Nous considérons que $\theta \in \Theta = \{1, 2\}$. Nous nous plaçons dans le paradigme bayésien et supposons que $\mathbb{P}(\theta = 1) = \mathbb{P}(\theta = 2) = \frac{1}{2}$.

1) (2 pts) Donner la loi a posteriori de θ . Est-elle propre ?

2) (2 pts) Étudier le comportement asymptotique des probabilités a posteriori lorsque n tend vers l'infini.

3) (2 pts) Donner un estimateur bayésien associé à la fonction de perte suivante

$$L(\theta, d) = \begin{cases} 0 & \text{si } \theta = d \\ 1 & \text{si } \theta = 1 \text{ et } d = 2 \\ 2 & \text{si } \theta = 2 \text{ et } d = 1 \end{cases}.$$

Exercice 3 (6 pts) Nous considérons le modèle de régression gaussien tel que

$$y|\theta, x \sim \mathcal{N}(\theta x, 1)$$

où $x \in \mathbb{R}$ est fixé et $\theta \in \mathbb{R}$ est un paramètre inconnu. Nous supposons que nous observons un n réalisations indépendantes (y_1, \dots, y_n) de la variable à expliquer y associées aux valeurs (x_1, \dots, x_n) pour la variable explicative x .

1 (2 pts) Donner la loi a priori de Jeffreys $\pi^J(\theta)$ pour le paramètre θ .

2 (2 pts) Donner l'estimateur bayésien de θ associé à $\pi^J(\theta)$ et la fonction de perte quadratique.

3 (2 pts) Donner la famille de lois conjuguées pour le paramètre θ .

Exercice 4 (4 pts) Nous considérons un n -échantillon x_1, \dots, x_n distribué suivant la loi uniforme $[\theta, 2\theta]$ avec $\theta > 0$. Nous supposons que $\pi(\theta) \propto \mathbb{I}_{\theta > 0}$.

1 (2 pts) Montrer que la loi a posteriori de θ est propre et l'expliciter. Pour le modèle considéré, nous savons que presque sûrement $2 \min(x_1, \dots, x_n) \geq \max(x_1, \dots, x_n)$.

2 (2 pts) Donner un intervalle de crédibilité de niveau $1 - \alpha$ pour le paramètre θ .

(1)

Correction examen
- contrôle - continu
8 octobre 2021
HAX912X

Exercice 1

$$\underline{1)} \quad \underline{\kappa} = (\kappa_1, \dots, \kappa_30), \quad \kappa_i \in \mathbb{N}_*$$

$$f(\underline{\kappa} | \theta) = \theta^m (1-\theta)^{\sum \kappa_i - m}, \quad m=30$$

$$\log f(\underline{\kappa} | \theta) = m \log \theta + (\sum \kappa_i - m) \log(1-\theta)$$

$$\frac{d \log f(\underline{\kappa} | \theta)}{d\theta} = \frac{m}{\theta} - \frac{\sum \kappa_i - m}{1-\theta}$$

$$\frac{d^2 \log f(\underline{\kappa} | \theta)}{(d\theta)^2} = -\frac{m}{\theta^2} - \frac{\sum \kappa_i - m}{(1-\theta)^2}$$

$$\frac{I}{I_{\mathcal{K}}}(\theta) = \frac{M}{\theta^2} + \frac{M/\theta - M}{(1-\theta)^2}$$

(2)

$$\frac{I}{I_{\mathcal{K}}}(\theta) = \frac{M}{\theta^2} + \frac{M}{\theta(1-\theta)} = \frac{M(1-\theta) + M\theta}{\theta^2(1-\theta)}$$

$$\frac{I}{I_{\mathcal{K}}}(\theta) = \frac{M}{\theta^2(1-\theta)}$$

$$\pi^J(\theta) \propto \theta^{-1} (1-\theta)^{-1/2} \Gamma(\theta)$$

]0,1[

C'est une loi α priori
impropre.

$$\underline{2]} \pi^J(\theta | \mathcal{K}) \propto \theta^M (1-\theta)^{\sum \mathbb{1}_i - M} \theta^{-1} (1-\theta)^{-1/2} \Gamma(\theta)$$

]0,1[

$$\Rightarrow \pi^J(\theta | \mathcal{K}) \propto \theta^{M-1} (1-\theta)^{\sum \mathbb{1}_i - M - 1/2} \Gamma(\theta)$$

]0,1[

$$M = 30$$

$$\theta | \mathcal{K} \sim \mathcal{B}(M, \sum \mathbb{1}_i - M + 1/2)$$

Exercice 2

(3)

$$\underline{X} = (X_1, \dots, X_M)$$

$$f(\underline{x} | \theta) = \frac{1}{(2\pi\theta)^{M/2}} e^{-\frac{1}{2\theta} \sum_{i=1}^M x_i^2}$$

$$\theta \in \Theta = \{1, 2\}$$

$$\pi(\theta=1 | \underline{x}) \propto e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M x_i^2} \left(\frac{1}{2} \right)$$

$$\pi(\theta=2 | \underline{x}) \propto \frac{1}{2^{M/2}} e^{-\frac{1}{4} \sum_{i=1}^M x_i^2} \left(\frac{1}{2} \right)$$

$$\pi(\theta=1 | \underline{x}) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M x_i^2}}{e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M x_i^2} + \frac{1}{2^{M/2}} e^{-\frac{1}{4} \sum_{i=1}^M x_i^2}}$$

$$\pi(\theta=2 | \underline{x}) = \frac{\frac{1}{2^{M/2}} e^{-\frac{1}{4} \sum_{i=1}^M x_i^2}}{e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M x_i^2} + \frac{1}{2^{M/2}} e^{-\frac{1}{4} \sum_{i=1}^M x_i^2}}$$

La loi a posteriori est parfaitement définie: elle est propre.

(4)

2]

$$P(\theta=1|K) = \frac{1}{1 + \frac{1}{2^{M/2}} e^{\frac{1}{4} \sum N_i^2}}$$

$$\frac{1}{2^{M/2}} e^{\frac{1}{4} \sum N_i^2} = e^{-\frac{M}{2} \log(2) + \frac{M}{4} \frac{\sum N_i^2}{M}}$$

$$= e^{-M \left[\frac{\log(2)}{2} - \frac{1}{4} \frac{\sum N_i^2}{M} \right]} = \alpha_M$$

Si $\theta=1$, alors

$$\frac{\sum N_i^2}{M} \xrightarrow{P\Delta, M \rightarrow \infty} 1$$

$$\Rightarrow \alpha_M \xrightarrow{P\Delta, M \rightarrow \infty} 0 \left(\frac{\log(2)}{2} - \frac{1}{4} > 0 \right)$$

$$\Rightarrow P(\theta=1|K) \xrightarrow{P\Delta, M \rightarrow \infty} 1$$

Si $\theta=$, alors

$$\frac{\sum N_i^2}{M} \xrightarrow{P\Delta} 2$$

$$\Rightarrow \alpha_M \xrightarrow{P\Delta, M \rightarrow \infty} \infty \left(\frac{\log(2)}{2} - \frac{1}{2} < 0 \right)$$

(5)

$$\Rightarrow \mathbb{P}(\Theta=1|\underline{\kappa}) \xrightarrow[M \rightarrow \infty]{PS} 0$$

$$\Rightarrow \mathbb{P}(\Theta=2|\underline{\kappa}) \xrightarrow[M \rightarrow \infty]{PS} 1$$

$$3) \quad L(\theta, d) = \begin{cases} 0 & \text{si } \theta = d \\ 1 & \text{si } \theta = 1 \text{ et } d = 2 \\ 2 & \text{si } \theta = 2 \text{ et } d = 1 \end{cases}$$

$$\hat{\theta}_M \in \text{arg min}_{d \in \{1, 2\}} E^{\mathbb{P}}(L(\theta, d) | \underline{\kappa})$$

$$\hat{\theta}_M = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbb{P}(\Theta=1|\underline{\kappa}) \geq 2\mathbb{P}(\Theta=2|\underline{\kappa}) \\ 2 & \text{si } \mathbb{P}(\Theta=1|\underline{\kappa}) < 2\mathbb{P}(\Theta=2|\underline{\kappa}) \end{cases}$$

$$\hat{\theta}_M = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbb{P}(\Theta=1|\underline{\kappa}) \geq \frac{2}{3} \\ 2 & \text{si } \mathbb{P}(\Theta=1|\underline{\kappa}) < \frac{2}{3} \end{cases}$$

On peut éventuellement continuer le calcul.

Exercício 3

(6)

$$y | \theta, \kappa \sim N(\theta \kappa, 1)$$

$$\underline{1)} f(y | \theta, \kappa) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (y_i - \theta \kappa_i)^2\right\}$$

$$\log f(y | \theta, \kappa) = -\frac{M}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (y_i - \theta \kappa_i)^2$$

$$\frac{\partial \log f}{\partial \theta}(y | \theta, \kappa) = \sum_{i=1}^M \kappa_i (y_i - \theta \kappa_i)$$

$$\frac{\partial^2 \log f}{(\partial \theta)^2}(y | \theta, \kappa) = -\sum_{i=1}^M \kappa_i^2$$

$$\Rightarrow \pi^J(\theta) \propto 1$$

(está um lei imprópria.)

$$\underline{2)} \pi^J(\theta | y, \kappa)$$

$$\propto \exp\left\{-\frac{1}{2} [\theta^2 \sum \kappa_i^2 - 2\theta \sum y_i \kappa_i]\right\}$$

(7)

$$\pi^J(\theta | \underline{y}, \underline{K})$$

$$\propto \exp \left\{ -\frac{\sum \pi_i^2}{2} \left(\theta^2 - 2\theta \frac{\sum y_i \pi_i}{\sum \pi_i^2} \right) \right\}$$

$$\propto \exp \left\{ -\frac{\sum \pi_i^2}{2} \left(\theta - \frac{\sum y_i \pi_i}{\sum \pi_i^2} \right)^2 \right\}$$

$$\Rightarrow \theta | \underline{y}, \underline{K} \sim N \left(\frac{\sum y_i \pi_i}{\sum \pi_i^2}, \frac{1}{\sum \pi_i^2} \right)$$

$$E \pi^J(\theta | \underline{y}, \underline{K}) = \frac{\sum y_i \pi_i}{\sum \pi_i^2} = \hat{\theta}$$

$\hat{\theta}$ est l'estimateur de θ sous la fonction de perte quadratique.

3) Il s'agit de la famille des lois gaussiennes

$$\theta \sim N(\mu, \sigma^2)$$

(8)

Exercício 4

$m \geq 1$

$$\underline{1)} \quad \min(\kappa_1, \dots, \kappa_m) \geq 0$$

$$\max(\kappa_1, \dots, \kappa_m) \leq 20$$

$$\min(\kappa_1, \dots, \kappa_m) \geq 0 \geq \frac{1}{2} \max(\kappa_1, \dots, \kappa_m)$$

$$f(\underline{\kappa} | \underline{\Omega}) = \prod_{i=1}^m \pi(\kappa_i) \quad \left(\frac{1}{\Omega} \right)$$

$$f(\underline{\kappa} | \underline{\Omega}) = \left(\frac{1}{\Omega^m} \right) \prod (\kappa) \quad [0.5 \max(\underline{\kappa}), \min(\underline{\kappa})]$$

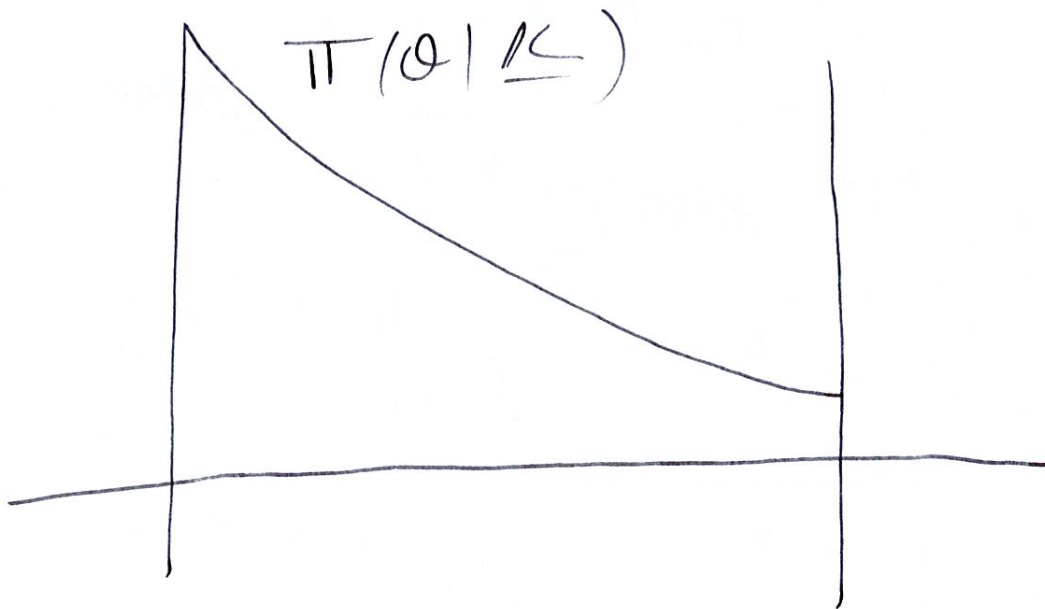
$$\pi(\Omega | \underline{\kappa}) \propto \frac{1}{\Omega^m} \prod (\kappa) \quad [0.5 \max(\underline{\kappa}), \min(\underline{\kappa})]$$

$$\int_{0.5 \max(\underline{\kappa})}^{\min(\underline{\kappa})} \Omega^{-m} d\Omega = \left[\frac{\Omega^{-m+1}}{-m+1} \right]_{0.5 \max(\underline{\kappa})}^{\min(\underline{\kappa})}$$

$$\int_{\min(\underline{\kappa})}^{\max(\underline{\kappa})} \theta^{-m} \frac{d\theta}{d\theta} = \left[\frac{(0.5 \max(\underline{\kappa}))^{-m+1} - \min(\underline{\kappa})^{-m+1}}{m-1} \right] = c(\underline{\kappa}) \quad (9)$$

La loi a posteriori est propre.

$$\underline{2)} \quad \pi(\theta | \underline{\kappa}) = \frac{1}{\theta^m c(\underline{\kappa})} \pi(\theta) \quad [0.5 \max(\underline{\kappa}), \max(\underline{\kappa})]$$



$$\text{HPD} = \{ \theta : 0.5 \max(\underline{\kappa}) \leq \theta \leq k_{\alpha} \}$$

où k_{α} est tel que

$$\pi(0.5 \max(\underline{\kappa}) \leq \theta \leq k_{\alpha}) = 1 - \alpha$$

on peut faire le calcul.

$$\int_{0.5 \min(\underline{\kappa})}^{k_\alpha} \pi(\theta | \underline{\kappa}) d\theta = 1 - \alpha$$

$$\int_{0.5 \min(\underline{\kappa})}^{k_\alpha} \frac{1}{\theta^m} d\theta$$

$$= \frac{(m-1) \left[\theta^{-m+1} / -m+1 \right]_{0.5 \min(\underline{\kappa})}^{k_\alpha}}{(0.5 \min(\underline{\kappa}))^{-m+1} - \min(\underline{\kappa})^{-m+1}}$$

$$= \frac{(0.5 \min(\underline{\kappa}))^{-m+1} - k_\alpha^{-m+1}}{(0.5 \min(\underline{\kappa}))^{-m+1} - \min(\underline{\kappa})^{-m+1}} = 1 - \alpha$$

$$\Rightarrow k_\alpha = \left[- (1 - \alpha) \min(\underline{\kappa}) + (0.5 \min(\underline{\kappa}))^{-m+1} \right]^{\frac{1}{-m+1}}$$