Cours: A. Ben-Hamou TD: A. Godichon, A. Guyader et M. Sangnier

## TD 7 : Approche bayésienne

**EXERCICE 1** (Lois conditionnelles et vecteur gaussien)

Soient X et Y deux variables aléatoires réelles de loi jointe de densité sur  $\mathbb{R}^2$ :

$$(x,y) \mapsto \frac{1}{2\pi} \exp\left(-x^2 + xy - \frac{y^2}{2}\right).$$

- 1. Déterminer :
  - (a) les lois marginales de X et Y;
  - (b) la loi conditionnelle de Y sachant X = x et celle de X sachant Y = y.
- 2. Vérifier que la loi de (X,Y) est celle d'un vecteur gaussien sur  $\mathbb{R}^2$ , dont on précisera la moyenne et la matrice de variance-covariance.

# EXERCICE 2 (Lois conjuguées)

Montrer que les familles de lois a priori suivantes sont conjuguées, pour  $n \ge 1$ . De plus, on donnera dans chaque cas l'expression de la moyenne a posteriori, si celle-ci existe.

- 1. La famille des lois Gamma(a, b), a > 0, b > 0, pour  $\mathcal{P} = \{\text{Gamma}(p, \lambda)^{\otimes n}, \lambda > 0\}$ , avec p > 0 fixé.
- 2. La famille des lois Beta(a, b), a > 0, b > 0, pour  $\mathcal{P} = \{Geom(\theta)^{\otimes n}, \ \theta \in ]0, 1[\}$ .
- 3. La famille des lois  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ ,  $\mu \in \mathbb{R}$ ,  $\sigma^2 > 0$ , pour le modèle  $\mathcal{P} = {\mathcal{N}(\theta, v)^{\otimes n}, \ \theta \in \mathbb{R}}$ , avec v > 0 fixé.

**EXERCICE 3** (A priori impropre) Un a priori  $\Pi$  est dit impropre si  $\Pi$  est une mesure positive sur  $\Theta$ , de masse infinie, soit

$$\Pi(\Theta) = +\infty.$$

Un a priori impropre  $\Pi$  n'est donc pas une mesure de probabilité sur  $\Theta$ . On suppose néanmoins que  $\Pi$  est une mesure  $\sigma$ -finie, absolument continue par rapport à  $\nu$ , et l'on note  $\pi$  sa dérivée de Radon-Nikodym par rapport  $\nu$ . Dans le cadre d'une expérience  $(\mathbf{X}, \mathcal{P})$  avec  $\mathcal{P} = (P_{\theta})_{\theta \in \Theta}$ , et  $dP_{\theta} = p_{\theta} d\mu$ , si l'on met un a priori impropre  $\Pi$  sur  $\Theta$  avec  $d\Pi = \pi d\nu$ , et si  $\int_{\Theta} p_{\theta}(\mathbf{X}) d\Pi(\theta)$  est finie p.s., alors on peut former la loi a posteriori correspondante  $\Pi[\cdot \mid \mathbf{X}]$ . Celle-ci est de densité par rapport à  $\nu$  égale à

$$\theta \mapsto \pi(\theta \mid \mathbf{X}) = \frac{p_{\theta}(\mathbf{X})\pi(\theta)}{\int_{\Theta} p_{\theta}(\mathbf{X})\pi(\theta) \, \mathrm{d}\nu(\theta)}.$$

- 1. Dans le modèle gaussien  $(\mathcal{N}(\theta,1)^{\otimes n})_{\theta\in\mathbb{R}}$ , on considère l'a priori  $\Pi$  donné par la mesure de Lebesgue sur  $\mathbb{R}$ . Montrer que la loi a posteriori est bien définie et la déterminer.
- 2. Un voyageur arrive dans une ville où les tramways sont numérotés de 1 jusqu'au nombre total de tramways. Il voit passer un tramway numéroté 100. On cherche à savoir dans quelle mesure cela peut l'aider à avoir une idée du nombre total de tramways dans cette ville.
  - (a) Modéliser ce problème dans un cadre bayésien.
  - (b) Si l'on choisit l'a priori impropre donné par la mesure de comptage sur N\*, la loi a posteriori est-elle bien définie?
  - (c) Qu'en est-il si le voyageur voit passer  $k \geq 2$  tramways indépendants?

**EXERCICE 4** (Bayésien empirique) Pour déterminer une loi a priori pour un problème donné, une approche très utilisée en pratique est la méthode dite « bayésienne empirique ». On dispose d'observations  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  issues d'un modèle  $(P_{\theta}^{\otimes n})_{\theta \in \Theta}$ , avec  $dP_{\theta} = p_{\theta} d\mu$ . Pour choisir une loi a priori sur  $\Theta$ , on commence par restreindre le choix à une famille paramétrée  $(\Pi_{\alpha})_{\alpha \in \mathcal{A}}$ , avec  $d\Pi_{\alpha} = \pi_{\alpha} d\nu$ , pour une certaine mesure  $\nu$  sur  $\Theta$ . On cherche alors à estimer  $\alpha$  à partir de  $\mathbf{X}$ . Pour cela, on forme, pour tout  $\alpha \in \mathcal{A}$ , la vraisemblance marginale de  $\mathbf{X}$  sous l'a priori  $\Pi_{\alpha}$ :

$$f_{\alpha}(\mathbf{X}) = \int_{\Theta} p_{\theta}(\mathbf{X}) \, \mathrm{d}\Pi_{\alpha}(\theta),$$

et l'on estime  $\alpha$  par :

$$\widehat{\alpha}(\mathbf{X}) \in \arg\max_{\alpha \in \mathcal{A}} f_{\alpha}(\mathbf{X}).$$

C'est le principe de la méthode du maximum de vraisemblance marginale. Si la loi a posteriori pour la loi a priori  $\Pi_{\alpha}$  est donnée par  $\Pi_{\alpha}[\cdot \mid \mathbf{X}]$ , alors la « loi a posteriori » donnée par la méthode bayésienne empirique est obtenue par plug-in: on remplace  $\alpha$  par  $\widehat{\alpha}(\mathbf{X})$  et l'on considère la loi  $\Pi_{\widehat{\alpha}(\mathbf{X})}[\cdot \mid \mathbf{X}]$ . Cette loi est généralement bien définie mais il y a abus de langage à l'appeler loi a posteriori : on a fait comme si cela ne changeait pas le modèle de prendre une loi a priori qui dépend des données. On l'appellera plutôt pseudo-loi a posteriori.

- 1. Modèle exponentiel : on se place dans le modèle  $(\mathcal{E}(\theta)^{\otimes n})_{\theta>0}$  et l'on cherche à choisir une loi a priori parmi l'ensemble des lois  $\Pi_{\lambda} = \mathcal{E}(\lambda), \ \lambda > 0$ .
  - (a) Soit  $\lambda > 0$ . Montrer que, lorsque  $\boldsymbol{\theta} \sim \Pi_{\lambda}$ , la loi marginale de  $X_1$  a pour densité  $f_{\lambda}(x) = \frac{\lambda}{(\lambda + x)^2} \mathbf{1}_{x \geq 0}$ .
  - (b) Soit  $\lambda > 0$  et  $\boldsymbol{\theta} \sim \Pi_{\lambda}$ . Calculer la densité marginale de  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ . Rappel : si  $T \sim \mathcal{E}(\lambda)$ , alors pour tout  $k \geq 1$ ,  $\mathbb{E}[T^k] = k!/\lambda^k$ .
  - (c) En déduire que l'estimateur du maximum de vraisemblance marginal est  $\widehat{\lambda}(\mathbf{X}) = \overline{X}_n$ . Quelle est la pseudo-loi a posteriori suggérée par la méthode bayésienne empirique?
- 2. Modèle Poisson : on se place dans le modèle  $(\mathcal{P}(\theta)^{\otimes n})_{\theta>0}$  et l'on cherche à choisir une loi a priori parmi l'ensemble des lois  $\Pi_{\lambda} = \mathcal{E}(\lambda)$  pour  $\lambda > 0$ .
  - (a) Montrer que la loi marginale de  $X_1$  est une loi géométrique à valeurs dans  $\mathbb{N}$  de paramètre  $\lambda/(\lambda+1)$ , autrement dit, que  $\mathbb{P}(X_1=k)=\left(\frac{1}{\lambda+1}\right)^k\frac{\lambda}{\lambda+1}$  pour tout entier positif k.
  - (b) Soit  $\lambda > 0$  et  $\theta \sim \Pi_{\lambda}$ . Calculer la densité marginale de  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ .
  - (c) Quelle est la pseudo-loi a posteriori suggérée par la méthode bayésienne empirique?
- 3. Modèle gaussien : on se place dans le modèle  $(\mathcal{N}(\theta,1)^{\otimes n})_{\theta\in\mathbb{R}}$  et l'on cherche à choisir une loi a priori parmi l'ensemble des lois  $\Pi_{\mu} = \mathcal{N}(\mu,1), \ \mu \in \mathbb{R}$ .
  - (a) Déterminer  $\hat{\mu}$ , l'estimateur du maximum de vraisemblance marginal.
  - (b) Quelle est la pseudo-loi a posteriori suggérée par la méthode bayésienne empirique?

**EXERCICE 5** (Famille gaussienne conjuguée dans  $\mathbb{R}^d$ )

Soient  $\mu$  un vecteur de  $\mathbb{R}^d$ ,  $\Lambda$  et  $\Sigma$  deux matrices de covariance  $d \times d$  inversibles fixées.

1. Montrer que si  $\theta \sim \Pi = \mathcal{N}(\mu, \Lambda)$  et

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \mid \boldsymbol{\theta} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\theta}, \Sigma)^{\otimes n}$$

alors la loi a posteriori  $\Pi[\cdot \mid \mathbf{X}]$  est  $\mathcal{N}(m_{\mathbf{X}}, \Sigma_{\mathbf{X}})$ , avec

$$m_{\mathbf{X}} = \Sigma_{\mathbf{X}} (\Lambda^{-1} \mu + n \Sigma^{-1} \overline{X}_n)$$
  
$$\Sigma_{\mathbf{X}} = (n \Sigma^{-1} + \Lambda^{-1})^{-1}.$$

2. Qu'en concluez-vous?

**EXERCICE 6** (A priori de Jeffreys) Soit  $\Theta$  est un intervalle ouvert de  $\mathbb{R}$  et  $\mathcal{P} = \{P_{\theta}, \theta \in \Theta\}$  un modèle régulier, dominé par la mesure de Lebesgue sur  $\Theta$ , d'information de Fisher  $\theta \mapsto \mathbf{I}(\theta)$ . On appelle *a priori de Jeffreys* la

mesure sur  $\Theta$  de densité  $\pi$  par rapport à  $\nu = \text{Leb}_{|\Theta}$  proportionnelle à  $\sqrt{\mathbf{I}(\cdot)}$ . Plus précisément, pour tout  $\theta \in \Theta$ ,  $\pi(\theta) = \frac{1}{\Lambda} \sqrt{\mathbf{I}(\theta)}$  avec

$$\Lambda = \begin{cases} \int_{\Theta} \sqrt{\mathbf{I}(\theta)} \, d\theta & \text{si } \int_{\Theta} \sqrt{\mathbf{I}(\theta)} \, d\theta < +\infty, \\ 1 & \text{si } \int_{\Theta} \sqrt{\mathbf{I}(\theta)} \, d\theta = +\infty. \end{cases}$$

Cet a priori possède la proprité d'être invariant par re-paramétrisation lisse du modèle, comme le montre la question suivante.

1. Soit  $\Pi$  l'a priori de Jeffreys dans le modèle  $\mathcal{P} = \{P_{\theta}, \theta \in \Theta\}$ , et soit  $\varphi$  un  $\mathcal{C}^1$ -difféomorphisme de  $\Theta$  dans  $\varphi(\Theta)$ . Montrer que  $\Pi \circ \varphi^{-1}$ , la mesure image de  $\Pi$  par  $\varphi$ , est l'a priori de Jeffreys dans le modèle

$$Q = \{ P_{\varphi^{-1}(\eta)}, \, \eta \in \varphi(\Theta) \} \,.$$

- 2. Déteminer l'a priori de Jeffreys dans les modèles suivants :
  - (a)  $\mathcal{P} = \{\mathcal{B}(\theta), \ \theta \in (0,1)\}$  (modèle de Bernoulli);
  - (b)  $\mathcal{P} = {\mathcal{N}(\theta, 1), \ \theta \in \mathbb{R}}$  (modèle gaussien);
  - (c)  $\mathcal{P} = {\mathcal{P}(\theta), \ \theta > 0}$  (modèle Poisson).

EXERCICE 7 (\*) (Famille de Dirichlet et modèle multinomial)

On rappelle que pour  $a=(a_1,\ldots,a_K)\in\mathbb{R}_+^{*K}$ , la loi de Dirichlet Dir(a) est la loi sur le simplexe  $\mathcal{S}_K=\{x=(x_1,\ldots,x_K)\in[0,1]^K,\;\sum_{k=1}^Kx_k=1\}$  de densité (par rapport à la mesure de Lebesgue sur  $\mathcal{S}_K$ )

$$x \mapsto \frac{1}{B(a)} \prod_{k=1}^{K} x_k^{a_k - 1}, \qquad B(a) = \frac{\prod_{k=1}^{K} \Gamma(a_k)}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K} a_k)}.$$

- 1. (a) Montrer que si  $Z = (Z_1, ..., Z_K) \sim \text{Dir}(a)$ , alors  $Z_1$  suit une loi Beta que l'on déterminera (on pourra considérer le changement de variables  $x_i = (1 x_1)y_i$ , pour  $2 \le i \le K 1$ ).
  - (b) Montrer que la famille des lois de Dirichlet  $Dir(a_1, \ldots, a_K)$  est conjuguée pour le modèle

$$\mathcal{P} = \left\{ \left( \sum_{k=1}^{K} p_k \delta_k \right)^{\otimes n}, p = (p_1, \dots, p_K) \in \mathcal{S}_K \right\}.$$

2. Soient  $X_1, \ldots, X_n$  des variables i.i.d. à valeurs dans  $\{1, 2, \ldots, K\}$ , de loi  $p = (p_1, \ldots, p_K)$  (i.e.  $\mathbb{P}(X_1 = j) = p_j$ ). Notons, pour  $j = 1, \ldots, K$ ,

$$N_j = \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{X_i = j}.$$

- (a) Quelle est la loi de  $N_j$  pour  $j \in \{1, ..., K\}$ ?
- (b) Montrer que la loi jointe des  $N_j$  est donnée par

$$\mathbb{P}(N_j = n_j, \ 1 \le j \le K) = \binom{n}{n_1, \dots, n_K} \prod_{j=1}^K p_j^{n_j} \mathbb{1}_{\{\sum_{j=1}^K n_j = n\}},$$

où  $\binom{n}{n_1,\ldots,n_K} = n!/(n_1!\ldots n_K!)$  désigne le nombre de façons de regrouper n éléments en K groupes de tailles respectives  $n_1,\ldots,n_K$ .

On dit que le vecteur  $(N_1, \ldots, N_K)$  suit la loi multinomiale de paramètres  $(n, p_1, \ldots, p_K)$ .

(c) Montrer que la famille des lois de Dirichlet  $\mathrm{Dir}(a),\ a\in(\mathbb{R}_+^*)^K$ , est conjuguée pour le modèle des lois multinomiales  $\mathcal{P}=\{\mathrm{Mult}(n,p_1,\ldots,p_K),\ p=(p_1,\ldots,p_K)\in\mathcal{S}_K\}.$ 

Une urne contient N boules, dont r boules rouges et N-r boules noires, avec r inconnu. On tire n boules sans remise dans l'urne,  $n \le N$ , et l'on note X le nombre de boules rouges tirées. On considère le cadre bayésien suivant :

$$R \sim \text{Unif}(\{0, 1, \dots, N\})$$
$$X \mid R \sim P_R.$$

- 1. Sachant R, déterminer la loi  $P_R$  qui correspond au modèle décrit.
- 2. Déterminer la loi a posteriori de R sachant X. <u>Indication</u>: avec les conventions usuelles sur les coefficients binomiaux, on a la relation

$$\sum_{k=0}^{N} \binom{k}{m} \binom{N-k}{n-m} = \binom{N+1}{n+1}.$$

3. Quelle est la probabilité, sachant X, que le  $(n+1)^{\text{ième}}$  tirage donne une boule rouge?

### EXERCICE 9 (Identifiabilité)

On s'intéresse à une colonie d'insectes pondeurs d'œufs. On suppose que pour le site observé, le nombre X d'œufs suit une loi de Poisson de paramètre  $\lambda > 0$  et que chaque œuf pondu donne, indépendamment des autres et de X, un insecte avec une probabilité  $p \in ]0,1[$ . On note Y le nombre de naissances, de sorte qu'on peut écrire

$$Y = \sum_{i=1}^{X} \varepsilon_i$$

où les  $\varepsilon_i$  sont i.i.d. de loi de Bernoulli de paramètre p.

- 1. On suppose qu'on observe à la fois X et Y.
  - (a) Déterminer la loi conditionnelle de Y sachant X = x.
  - (b) Écrire le modèle statistique associé. Est-il identifiable?
  - (c) Supposons que l'on observe des couples indépendants  $(X_1, Y_1), \ldots, (X_n, Y_n)$ , de même loi que (X, Y). Proposer un estimateur de  $\lambda$  et de p.
- 2. On n'observe plus que Y.
  - (a) Quelle est la loi de Y?
  - (b) Le modèle associé est-il identifiable si le paramètre d'intérêt est toujours le couple  $(\lambda, p)$ ?

#### EXERCICE 10 (Lois conditionnelles)

Soient X et Y deux variables aléatoires indépendantes et S = X + Y. Dans chacun des trois cas suivants, déterminer la loi de S, la loi de X sachant S, ainsi que l'espérance conditionnelle  $\mathbb{E}[X \mid S]$ .

- 1.  $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$  et  $Y \sim \mathcal{P}(\mu)$ , avec  $\lambda, \mu > 0$ .
- 2.  $X \sim \Gamma(r, \lambda)$  et  $Y \sim \Gamma(t, \lambda)$ , avec  $r, t, \lambda > 0$ .
- 3.  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$  et  $Y \sim \mathcal{B}(m, p)$ , avec  $n, m \in \mathbb{N}^*$  et  $p \in ]0, 1[$ .

# <u>Indications</u>:

- Si X suit une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  (respectivement une loi Gamma de paramètres  $(r,\lambda)$ ), alors sa fonction caractéristique vaut  $\exp(\lambda(e^{it}-1))$  (respectivement  $(1-it/\lambda)^{-r}$ ).
- Si  $p \in [0,1]$  et  $0 \le n \le N$  sont deux entiers naturels avec pN entier, on dit que X suit une loi hypergéométrique de paramètres (N,p,n) si  $\mathbb{P}(X=k) = \binom{pN}{k} \binom{(1-p)N}{n-k} / \binom{N}{n}$  si  $\max(0,n-(1-p)N) \le k \le \min(pN,n)$ , auquel cas son espérance vaut np.