

Probabilité à calculer sur X :

$$\mathbb{P}[X = x]$$

Souvent on connaît bien la probabilité conditionnelle de X sachant un paramètre θ :

$$\mathbb{P}[X = x \mid \theta]$$

Par exemple, si X est le nombre de mutations accumulées par une séquence pendant un temps t :

$$\mathbb{P}[X = x \mid T = t] = \exp(-u t) \frac{(u t)^x}{x!}$$

loi de Poisson de paramètre $(u t)$ avec u un taux de mutation.

Théorème des probabilités totales :

$$\mathbb{P}[X = x] = \int_t \mathbb{P}[X = x \mid T = t] f_T(t) dt$$

Le problème devient donc un problème de calcul d'intégrale.

La fonction de vraisemblance $L(\theta)$ d'un paramètre $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots)$ est la probabilité (ou la densité de probabilité) d'observer les données $(X_i)_{i=1,2,\dots,n}$ vue comme une fonction de θ :

- X discrète :

$$L(\theta) = \mathbb{P}[X_1 = x_1 \cap X_2 = x_2 \cap \dots \cap X_n = x_n; \theta]$$

- X continue :

$$L(\theta) = h(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$$

- X discrète :

$$L(\theta) = \mathbb{P}[X_1 = x_1; \theta] \times \mathbb{P}[X_2 = x_2; \theta] \times \dots \times \mathbb{P}[X_n = x_n; \theta]$$

et

$$\ln L(\theta) = \ln \mathbb{P}[X_1 = x_1; \theta] + \ln \mathbb{P}[X_2 = x_2; \theta] + \dots + \ln \mathbb{P}[X_n = x_n; \theta]$$

- X continue :

$$L(\theta) = f_1(x_1; \theta) \times f_2(x_2; \theta) \times \dots \times f_n(x_n; \theta)$$

et

$$\ln L(\theta) = \ln f_1(x_1; \theta) + \ln f_2(x_2; \theta) + \dots + \ln f_n(x_n; \theta)$$

- Paramètres : θ
- Données : D

Théorème de Bayes :

$$\mathbb{P}[\theta | D] = \mathbb{P}[\theta] \frac{\mathbb{P}[D | \theta]}{\mathbb{P}[D]}$$

- Prior : $\mathbb{P}[\theta]$
- Posterior : $\mathbb{P}[\theta | D]$
- Likelihood : $\mathbb{P}[D | \theta]$
- Vraisemblance marginale : $\mathbb{P}[D]$

- Paramètres : θ
- Données : x

Théorème de Bayes :

$$\pi(\theta | x) \propto \pi(\theta) f(x | \theta)$$

- Prior : $\pi(\theta)$
- Posterior : $\pi(\theta | x)$
- Likelihood : $f(x | \theta)$
- Vraisemblance marginale : ... constante ne dépendant pas de θ

- Approche bayésienne : caractériser la loi a posteriori $\pi(\theta | x)$
- La vraisemblance marginale est souvent compliquée à calculer
- MCMC : échantillonner dans une loi cible $\phi(z)$ en utilisant une loi de proposition $g(z' | z)$:

$$p = \frac{\phi(z')}{\phi(z)} \frac{g(z | z')}{g(z' | z)}$$

- Bayes et MCMC :

$$\phi(z) = \pi(\theta | x) \propto \pi(\theta) f(x | \theta)$$

Donc :

$$p = \frac{\pi(\theta') f(x | \theta')}{\pi(\theta) f(x | \theta)} \frac{g(\theta | \theta')}{g(\theta' | \theta)}$$

Bayes quand on sait pas calculer la vraisemblance $f(x | \theta)$

- Approche bayésienne : caractériser la loi a posteriori $\pi(\theta | x)$
- Simulation de couples (θ_S, x_S) :
 - Simuler θ_S dans le prior $\pi(\theta)$
 - Simuler x_S dans la loi $f(x | \theta)$
- Si on ne retient que les couples (θ_S, x_S) où $x_S = x$, on obtient un échantillon tiré dans $\pi(\theta | x)$