

Signaux Aléatoires

Estimation Bayésienne

Jean-Yves Tournet⁽¹⁾

(1) University of Toulouse, ENSEEIHT-IRIT-TéSA
jyt@n7.fr

Année 2023 – 2024

Bibliographie

Quelques références

- ▶ A. Papoulis and S. U. Pillai, *Probability, Random Variable and Stochastic Processes*, McGraw Hill Higher Education, 4th edition, 2002.
- ▶ S. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, Prentice Hall, 1997.

Rappels sur l'estimation statistique

Notations

- ▶ Observations

$$x_1, \dots, x_n$$

- ▶ Échantillon

$$X_1, \dots, X_n$$

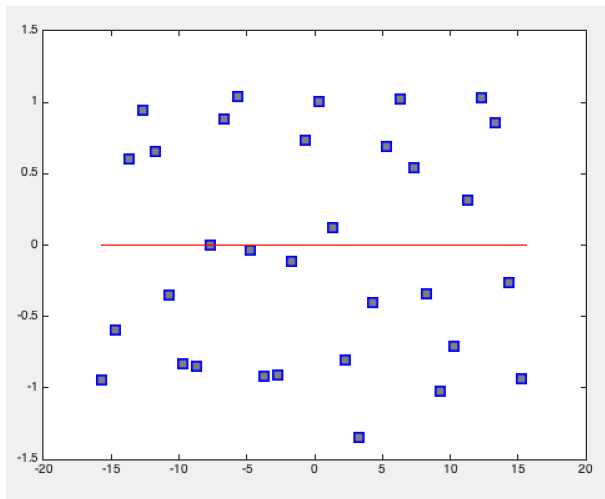
n va iid associées aux observations

- ▶ Estimateur

$$\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n) \text{ ou } \hat{\theta}_n \text{ ou } \hat{\theta}$$

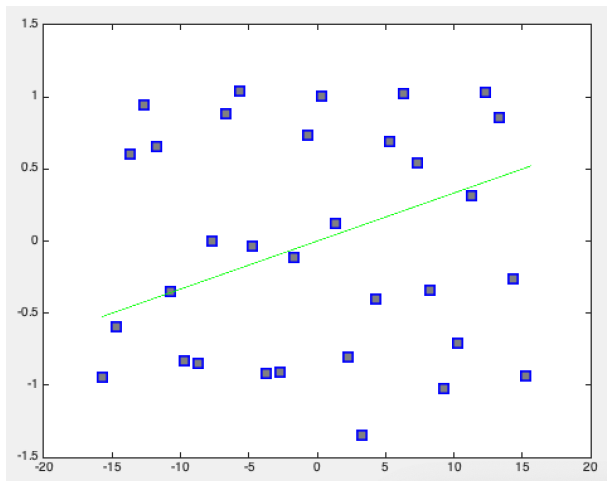
Exemple

Modèle 1 : $x_i = a + e_i$ avec $e_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$



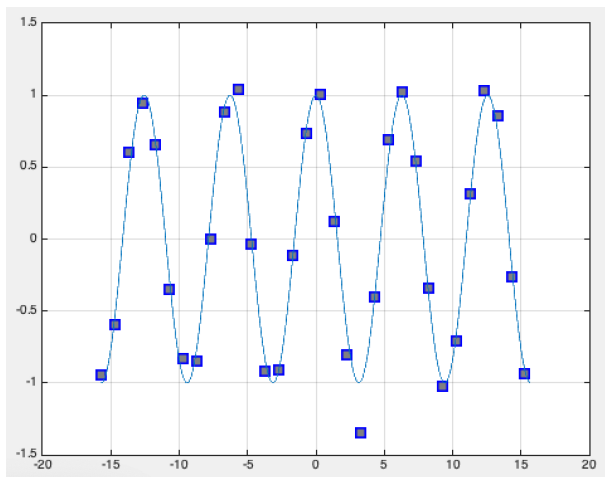
Exemple

Modèle 2 : $x_i = ai + b + e_i$ avec $e_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$



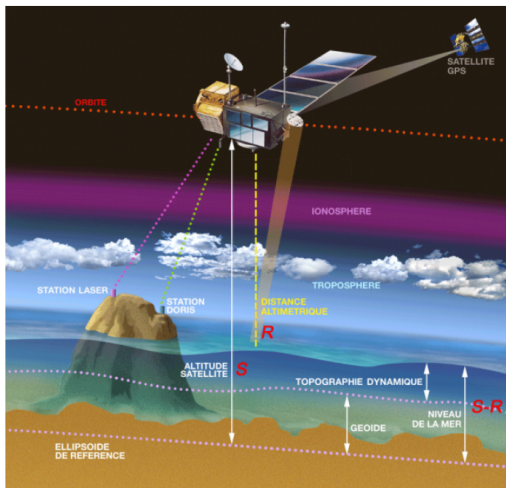
Exemple

Modèle 3 : $x_i = a \cos(i\phi) + e_i$ avec $e_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$



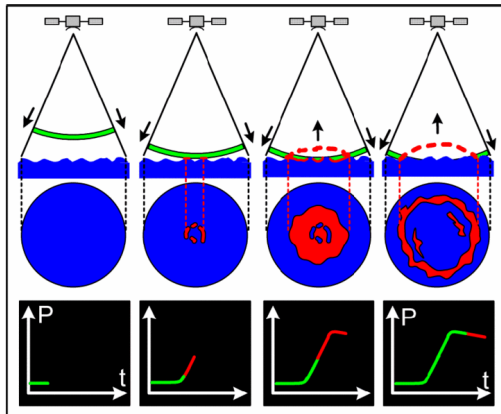
Application réelle

Altimétrie



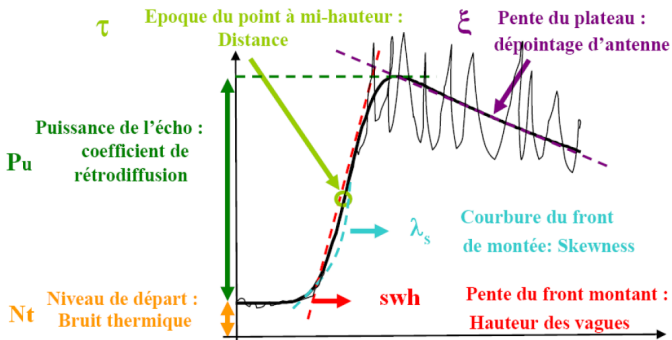
Application réelle

Formation de l'écho altimétrique



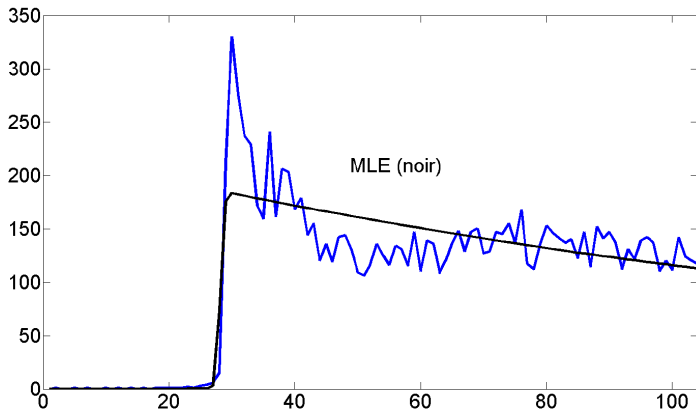
Application réelle

Modèle de Brown



Application réelle

Modèle de Brown



Estimation Bayésienne

Hypothèses

Soit (X_1, \dots, X_n) un échantillon (n variables aléatoires indépendantes et de même loi) dont la loi dépend d'un vecteur paramètre inconnu $\theta \in \mathbb{R}^p$. On cherche à estimer θ à partir d'observations (x_1, \dots, x_n) et à partir d'une information a priori sur le paramètre θ . L'approche Bayésienne suppose que l'on connaît les quantités suivantes :

- ▶ la densité a priori du paramètre θ notée $p(\theta)$ qui résume l'information dont on dispose sur le paramètre θ ,
- ▶ la loi de la variable aléatoire X_i conditionnelle au vecteur paramètre θ , i.e., la densité de X_i sachant θ notée $p(x_i|\theta)$ (cas continu) ou la probabilité d'avoir x_i sachant θ notée $P[X_i = x_i|\theta]$ (cas discret).

Problème

Comment estimer le vecteur paramètre θ à l'aide des observations (x_1, \dots, x_n) ?

Estimateur du maximum de vraisemblance

- **Vraisemblance**

$$L(x_1, \dots, x_n; \theta) = \begin{cases} X_i \text{ va discrète : } P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n; \theta] \\ X_i \text{ va continue : } p(x_1, \dots, x_n; \theta) \end{cases}$$

- **Estimateur du maximum de vraisemblance**

$$\hat{\theta}_{\text{MV}} = \arg \max_{\theta} L(X_1, \dots, X_n; \theta)$$

- **Exemple** : $X_i \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$ avec $\theta = (m, \sigma^2)^T$.

Estimateur du maximum a posteriori (MAP)

► **Définition**

$$\hat{\theta}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\theta} p(\theta | X_1, \dots, X_n)$$

avec

$$p(\theta | x_1, \dots, x_n) = \frac{p(x_1, \dots, x_n | \theta) p(\theta)}{p(x_1, \dots, x_n)},$$

i.e.,

$$\hat{\theta}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\theta} \{p(x_1, \dots, x_n | \theta) p(\theta)\}$$

► **Exemple**

► **Vraisemblance**

$$X_i \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$$

► **Loi a priori**

$$\theta \sim \mathcal{N}(\mu, \nu^2)$$

► **Estimateur MAP**

$$\hat{\theta}_{\text{MAP}} = \bar{X} \left(\frac{n\nu^2}{n\nu^2 + \sigma^2} \right) + \mu \left(\frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\nu^2} \right)$$

Estimateur MMSE (minimum mean square error)

▶ **Définition**

$$\hat{\theta}_{\text{MMSE}} = \arg \max_{\theta} E \left[\left(\theta - \hat{\theta} \right)^T \left(\theta - \hat{\theta} \right) \right] = E[\theta | X_1, \dots, X_n]$$

▶ **Exemple**

▶ **Vraisemblance**

$$X_i \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$$

▶ **Loi a priori**

$$\theta \sim \mathcal{N}(\mu, \nu^2)$$

▶ **Estimateur MMSE**

$$\hat{\theta}_{\text{MMSE}} = \bar{X} \left(\frac{n\nu^2}{n\nu^2 + \sigma^2} \right) + \mu \left(\frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\nu^2} \right)$$

Estimateur MMSE

Preuve de $\hat{\theta}_{\text{MMSE}} = E[\theta | X_1, \dots, X_n]$ dans le cas où $\theta \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} E[(\hat{\theta} - \theta)^2] &= E[E[(\hat{\theta} - \theta)^2 | \mathbf{x}]] \\ &= \int E[(\hat{\theta} - \theta)^2 | \mathbf{x}] p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}, \quad \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \end{aligned}$$

Puisque $p(\mathbf{x}) \geq 0$, l'estimateur $\hat{\theta}(\mathbf{x})$ qui minimise $E[(\hat{\theta} - \theta)^2]$ minimise $E[(\hat{\theta} - \theta)^2 | \mathbf{x}]$ pour tout \mathbf{x} . Mais

$$\begin{aligned} E[(\hat{\theta} - \theta)^2 | \mathbf{x}] &= E[\theta^2 | \mathbf{x}] - 2\hat{\theta}(\mathbf{x})E[\theta | \mathbf{x}] + \hat{\theta}^2(\mathbf{x}) \\ &= \text{var}[\theta | \mathbf{x}] + \{\hat{\theta}(\mathbf{x}) - E[\theta | \mathbf{x}]\}^2 \\ &\geq \text{var}[\theta | \mathbf{x}] \end{aligned}$$

avec égalité lorsque

$$\hat{\theta}(\mathbf{x}) = E[\theta | \mathbf{x}]$$

Que faut-il savoir ?

- ▶ Signification de l'estimateur du maximum a posteriori d'un vecteur paramètre inconnu θ
- ▶ Calculer l'estimateur du maximum a posteriori d'un vecteur paramètre inconnu θ
- ▶ Signification de l'estimateur MMSE d'un vecteur paramètre inconnu θ
- ▶ Calculer l'estimateur MMSE d'un vecteur paramètre inconnu θ