

ECN 7060, cours 13

William McCausland

2022-12-06

Plan (résultats asymptotique)

- ▶ Les résultats asymptotiques reposent sur des conditions de regularité.
- ▶ Illustration des violations de ces conditions.
- ▶ Théorie asymptotique des estimateurs MV.

Un modèle de mélange I

- ▶ Les X_i sont iid, chaque X_i un mélange de deux gaussiens

$$F(x_i|\theta) = p\Phi\left(\frac{x_i - \mu_1}{\sigma_1}\right) + (1 - p)\Phi\left(\frac{x_i - \mu_2}{\sigma_2}\right)$$

- ▶ Le vecteur de paramètres est $\theta = (p, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2)$.
- ▶ Irregularité I : paramètres non-identifiés

- ▶ (label switching)

$$f(X|\theta) = f(X|\theta')$$

où

$$\theta' = (1 - p, \mu_2, \mu_1, \sigma_2, \sigma_1)$$

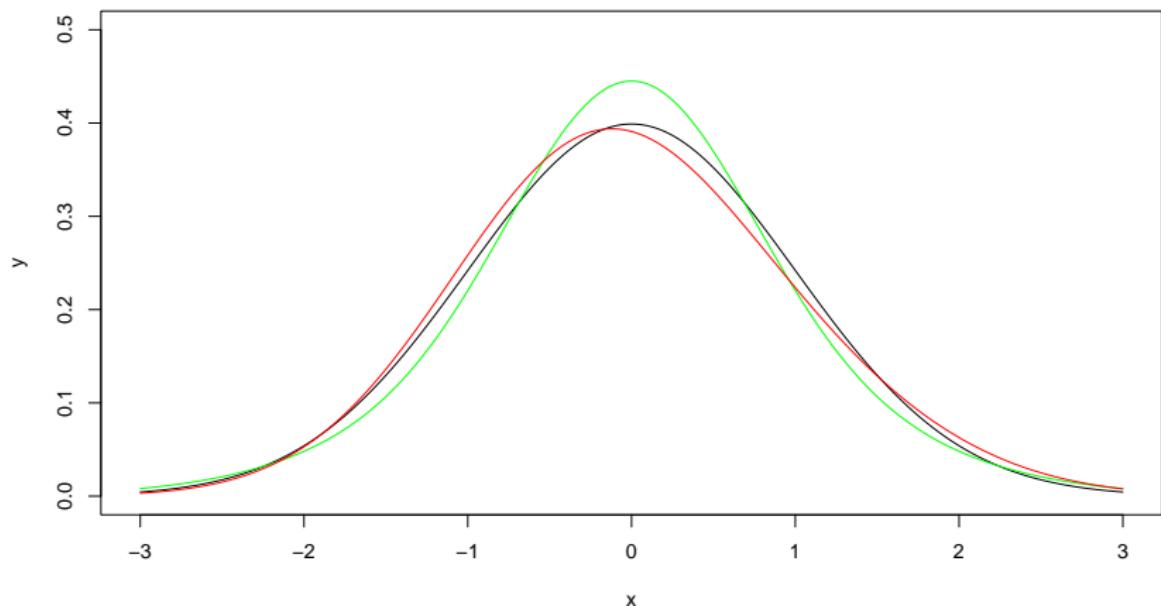
- ▶ (non-identification sous l'hypothèse $p = 1$)

$$f(X|(1, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2))$$

ne dépend pas de μ_2, σ_2 .

Des mélanges de deux gaussiens

```
x = seq(-3, 3, by=0.001); y = dnorm(x, 0, 1)
y1 = 0.5 * (dnorm(x, 0, sqrt(0.5)) + dnorm(x, 0, sqrt(1.5)))
y2 = 0.8 * dnorm(x, -1/4, sqrt(0.8)) + 0.2 * dnorm(x, 1, so
plot(x, y, type='l', ylim=c(0, 0.5));
lines(x, y1, col='green'); lines(x, y2, col='red')
```



La question d'identification (ponctuelle)

- ▶ Identification I : (où θ_0 est la vrai valeur)

$$\theta \neq \theta_0 \Rightarrow f(\cdot|\theta) \neq f(\cdot|\theta_0).$$

- ▶ Sinon, θ et θ_0 sont observationnellement équivalents.
- ▶ Identification II :

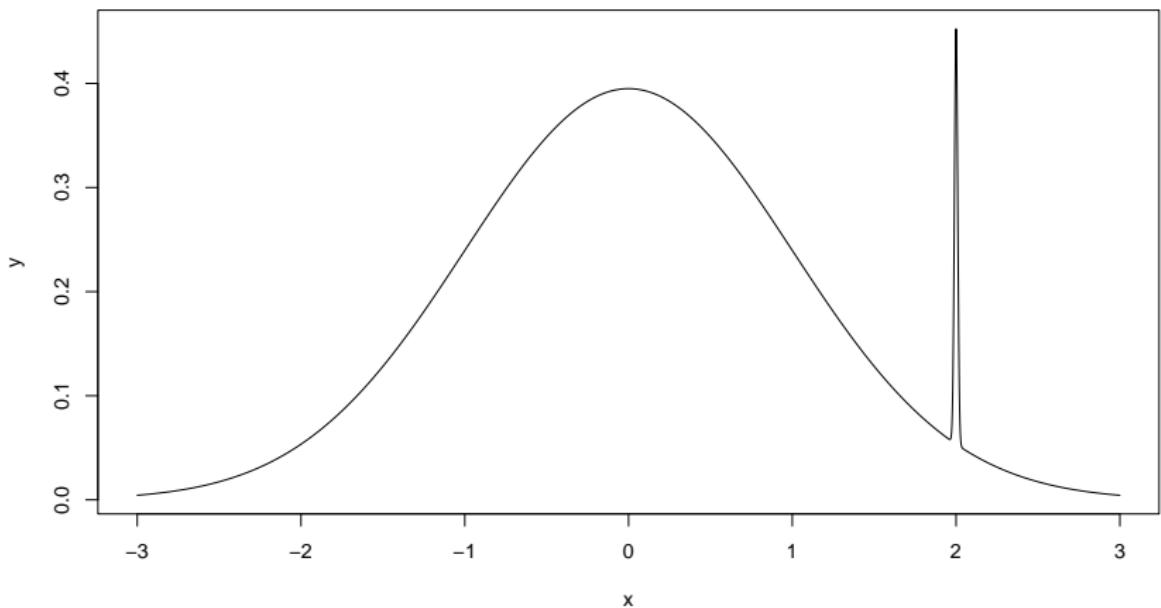
$$\theta_1 \neq \theta_2 \Rightarrow f(\cdot|\theta_1) \neq f(\cdot|\theta_2).$$

- ▶ La deuxième condition est plus forte. En pratique, elle est souvent la condition à vérifier.
- ▶ Exemples simple ici de la vérification de l'identification

Un mélange extrême de deux gaussiens

- Ici, $p = 0.01$, $\mu_1 = 0$, $\mu_2 = 2$, $\sigma_1 = 1$, $\sigma_2 = 0.01$.

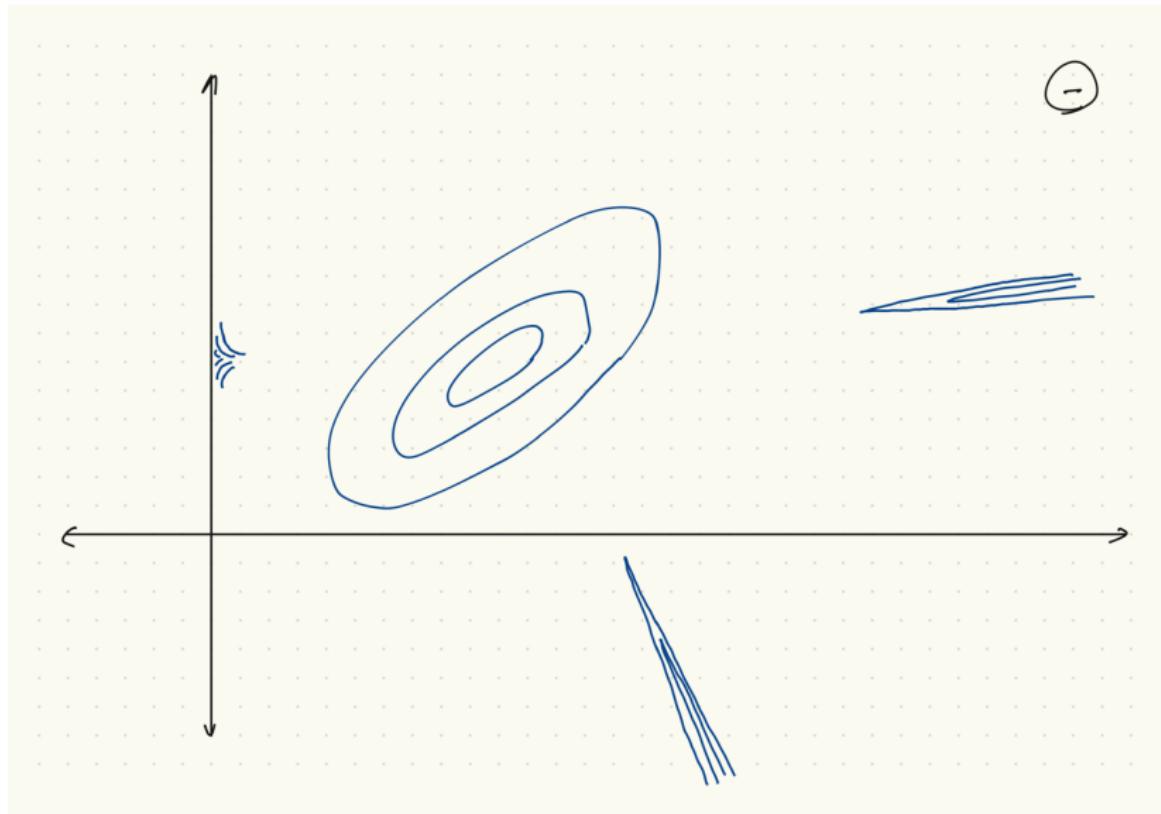
```
y = 0.01*dnorm(x, 2, 0.01) + 0.99*dnorm(x, 0, 1)  
plot(x, y, type='l')
```



Un modèle de mélange II

- ▶ Rappel : $\theta = (p, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2)$
- ▶ Irregularité II : la vraisemblance n'est pas bornée
 - ▶ $x = (x_1, \dots, x_n)$ est arbitraire. Soit $\bar{x} = n^{-1} \sum x_i$.
 - ▶ Soit $\theta(\epsilon) = (p, \mu_1, \mu_2, \sigma_1(\epsilon), \sigma_2) = (n^{-1}, x_1, \bar{x}, \epsilon, s)$.
 - ▶ $f(x_1 | \theta(\epsilon)) = n^{-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\epsilon}} + (1 - n^{-1}) \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} e^{-(x_1 - \bar{x})/2s^2}$
 - ▶ $\lim_{\epsilon \downarrow 0} f(x_1 | \theta(\epsilon)) = \infty$,
 - ▶ $\lim_{\epsilon \downarrow 0} f(x_2, \dots, x_n | \theta(\epsilon)) \neq 0$,
 - ▶ alors $\lim_{\epsilon \downarrow 0} f(x | \theta(\epsilon)) = \infty$.
 - ▶ D'autres chemins où la vraisemblance croît sans borne
 - ▶ $p \in (0, 1)$ arbitraire
 - ▶ d'autres choix de μ_2, σ_2
 - ▶ d'autres choix d'index
- ▶ On peut construire des preuves semblables pour montrer que la vraisemblance d'autres modèles de mélange n'est pas bornée.
- ▶ On parle de "ill-behaved likelihood"; la faute en revient au modèle ou à la méthode d'inférence?

Une vraisemblance non-bornée



Le modèle de mélange, implications pour la loi *a posteriori*

- ▶ Mettons que la vraisemblance n'est pas bornée.
- ▶ Pour certaines lois *a priori*, la densité *a posteriori* est bornée.
- ▶ Pour le modèle de mélange, $\omega_i \equiv \sigma_i^{-1}$ et $\omega_i \sim \text{Ga}(\alpha, \beta)$, la densité *a posteriori* est bornée :

$$f(x_i|\theta) \propto p\omega_1^{1/2} \exp\left[-\frac{1}{2}\omega_1(x_i - \mu_1)^2\right] + (1-p)\omega_2^{1/2} \exp\left[-\frac{1}{2}\omega_2(x_i - \mu_2)^2\right]$$

$$f(\omega_i) \propto \omega_i^{\alpha-1} e^{-\beta\omega_i}.$$

- ▶ Bornée ou non, si la densité *a priori* est propre, la densité *a posteriori* l'est aussi.
- ▶ Même si la densité *a priori* est impropre, la densité *a posteriori* est souvent propre (mais il faut le vérifier).
- ▶ Dans le cas où la densité *a posteriori* est propre,
 - ▶ la région où la densité postérieure est plus grande que le maximum local régulier a souvent une probabilité négligeable, même si la densité postérieure n'est pas bornée.

Un modèle Bernoulli

- ▶ $X_1, \dots, X_n \sim \text{iid } \text{Bn}(p)$, $p \in \Theta = [0, 1]$.
- ▶ $R = \sum_{i=1}^n X_i$ est une statistique exhaustive minimale pour p .
- ▶ Irregularité :
 - ▶ Si le vrai $p_0 \in \{0, 1\}$, p_0 est sur la frontière de Θ .
- ▶ Si $r = 0$,
 - ▶ $f(x|p) = (1 - p)^n$,
 - ▶ La dérivée de $\log f(x|p)$ n'égale jamais à zéro :

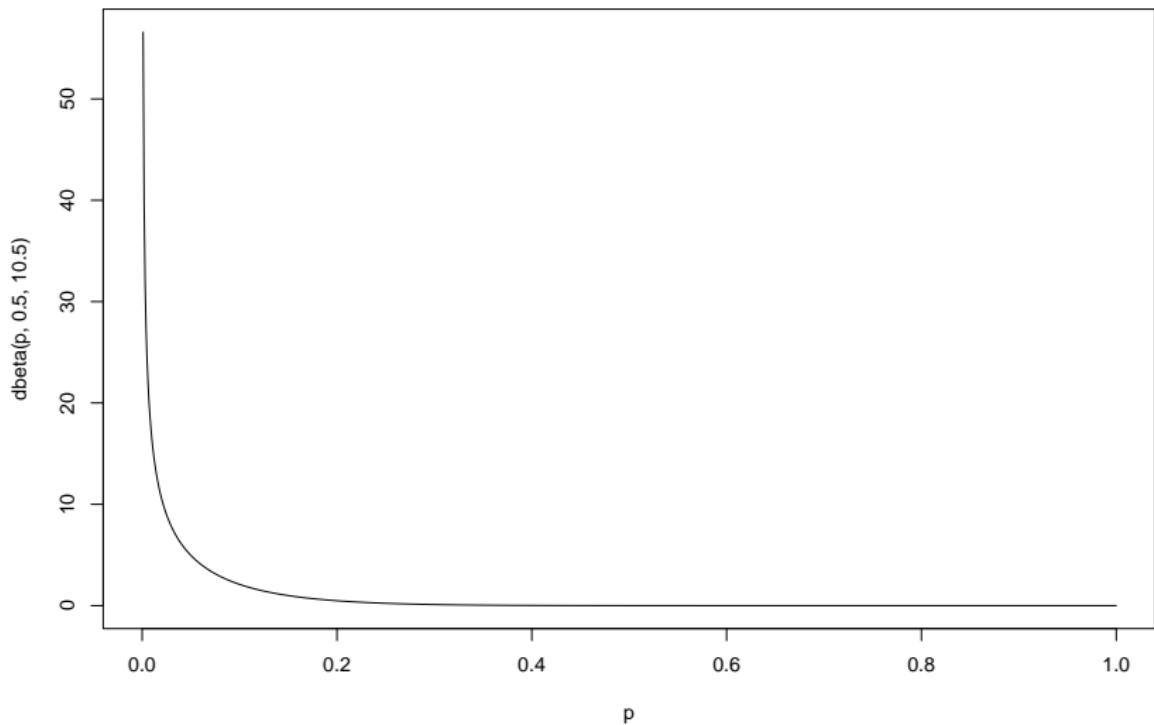
$$\frac{\partial \log f(x|p)}{\partial p} = \frac{\partial n \log(1 - p)}{\partial p} = \frac{-n}{1 - p}.$$

- ▶ $\hat{p}_{MV}(x) = 0$ (solution de coin),
- ▶ $\hat{p}_{MV}(x)$ se trouve sur la frontière de $\Theta = [0, 1]$.
- ▶ $\text{Var}_p[\hat{p}_{MV}(X)] = 0$ quand $p = \hat{p}_{MV}(x)$.
- ▶ D'autres cas :
 - ▶ Modèles avec restrictions sur les paramètres.

Un modèle Bernoulli, continué

Si $p \sim \text{Be}(\alpha, \beta)$, $p|r \sim \text{Be}(\alpha, \beta + n)$ quand $r = 0$.

Voici la densité pour $r = 0$, $n = 10$, $\alpha = \beta = 1/2$:



Un modèle uniforme

- ▶ $X_1, \dots, X_n \sim \text{iid } U(0, \theta)$.
- ▶ $X_{(1)} = \max_i X_i$ est une statistique exhaustive minimale pour θ .
- ▶ Ici,
 - ▶ $f(x|\theta) = \theta^{-n} 1_{[x_{(1)}, \infty)}(\theta)$.
 - ▶ $\hat{\theta}_{MV} = X_{(1)}$, la valeur minimale possible de θ
 - ▶ Pour $\theta > x_{(1)}$,
 - ▶ $\log f(x|\theta) = -n \log \theta$
 - ▶ $\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} = -\frac{n}{\theta}$
 - ▶ $E_\theta \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right] = -\frac{n}{\theta} \neq 0$.
- ▶ Irregularités :
 - ▶ le support de X_i dépend de θ
 - ▶ on ne peut pas prendre la dérivé dans l'intégral

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \int_0^\theta f(x_i|\theta) dx = 0 \quad \text{mais} \quad \int_0^\theta \frac{\partial}{\partial \theta} f(x_i|\theta) dx = \int_0^\theta \frac{-1}{\theta^2} dx = -\frac{1}{\theta}.$$

Combien de livres « Savais-tu? » y a-t-il?



Un modèle uniforme discret

Le modèle

- ▶ X_i iid, chaque X_i a une loi uniforme sur $\{1, \dots, \theta\}$
- ▶ On observe X_1, \dots, X_n , $\max_i X_i$ est exhaustive.

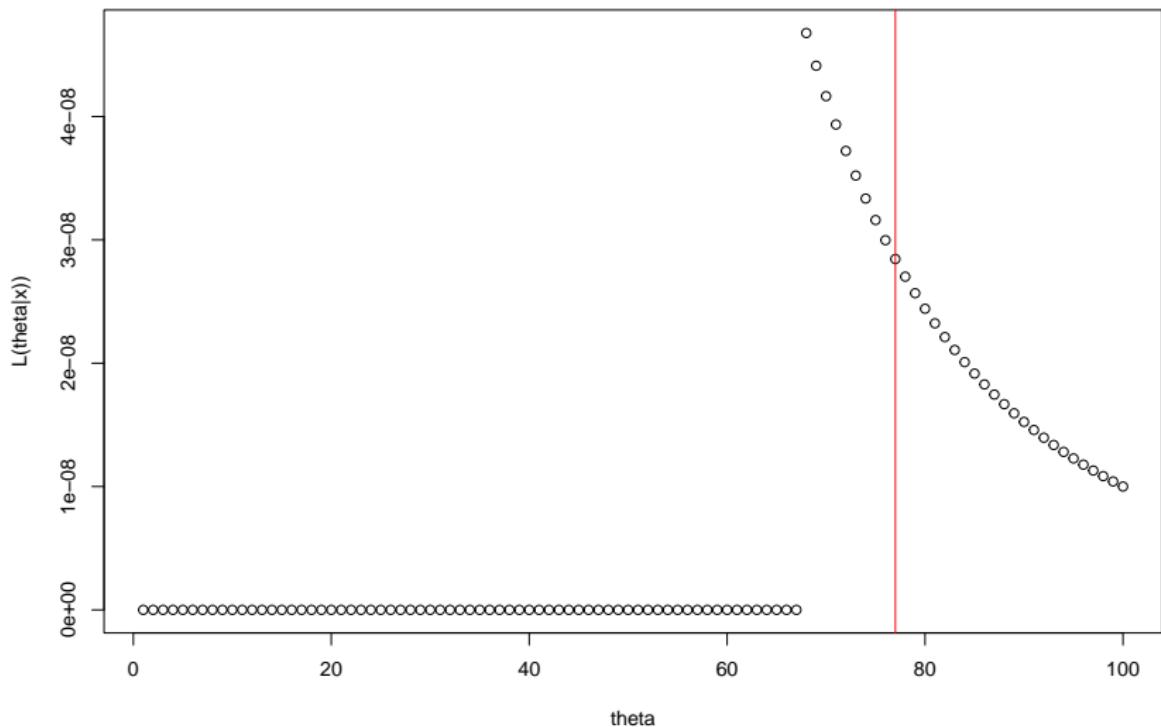
La vraisemblance

$$L(\theta|x) = \begin{cases} \theta^{-n} & \theta \geq \max_i x_i \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Les données ($n = 4$)

Titre	numéro de série
Vautours	6
Coquerelles	21
Ratons laveurs	32
Manchots	68

Vraisemblance pour un modèle uniforme discret



Conditions de Régularité (page 516)

Pour convergence de l'estimateur MV :

1. $X_i \sim \text{iid } f(x|\theta)$ pour $\theta = \theta_0 \in \Theta$.
2. $\theta = \theta' \rightarrow f(\cdot|\theta) \neq f(\cdot|\theta')$.
3. Le support de $f(x|\theta)$ ne dépend pas de θ , $f(x|\theta)$ est dérivable en θ .
4. $\theta_0 \in \text{int}(\omega)$, pour $\omega \subseteq \Theta$, ω ouvert.

Pour la normalité et l'efficacité asymptotique on rajoute :

5. Pour tout $x \in \mathcal{X}$, $f(x|\theta)$ est trois fois continuement dérivable par rapport à θ ; $\int f(x|\theta)$ peut être dérivable trois fois à l'intérieur de l'intégral.
6. Une borne sur le troisième dérivé de $\log f(x|\theta)$.

Information de Fisher, deux formes

- ▶ Ici, $X = (X_1, \dots, X_n)$, $x = (x_1, \dots, x_n)$.
- ▶ Deux dérivées de la log vraisemblance, si elles existent :

$$\frac{\partial \log f(x|\theta)}{\partial \theta^\top} = \frac{1}{f(x|\theta)} \frac{\partial f(x|\theta)}{\partial \theta^\top}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 \log f(x|\theta)}{\partial \theta \partial \theta^\top} &= \frac{1}{f(x|\theta)} \frac{\partial^2 f(x|\theta)}{\partial \theta \partial \theta^\top} - \frac{1}{f(x|\theta)^2} \frac{\partial f(x|\theta)}{\partial \theta^\top} \frac{\partial f(x|\theta)}{\partial \theta} \\ &= \frac{1}{f(x|\theta)} \frac{\partial^2 f(x|\theta)}{\partial \theta \partial \theta^\top} - \frac{\partial \log f(x|\theta)}{\partial \theta^\top} \frac{\partial \log f(x|\theta)}{\partial \theta}\end{aligned}$$

- ▶ Espérance des deux côtés, si on peut passer l'espérance après les dérivées :

$$E_\theta \left[\frac{\partial^2 \log f(X|\theta)}{\partial \theta \partial \theta^\top} \right] = -E_\theta \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta^\top} \frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right] \equiv -I_n(\theta)$$

- ▶ Attention : existence des dérivées, changement de l'ordre.

Une remarque

Si l'espérance du score est nulle,

$$E_{\theta} \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta^T} \right] = 0,$$

alors

$$E_{\theta} \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta^T} \frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right] = \text{Var} \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta^T} \right]$$

Information de Fisher pour une observation

La même démarche pour $f(x_i|\theta)$ au lieu de $f(x|\theta)$ donne

$$E_{\theta} \left[\frac{\partial^2 \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta \partial \theta^\top} \right] = -E_{\theta} \left[\frac{\partial \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta^\top} \frac{\partial \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta} \right] \equiv -I(\theta)$$

Additivité de l'information de Fisher

On considère ici les modèles où les X_i sont iid et on peut échanger l'ordre de l'espérance et le gradient.

- ▶ Si les X_i sont indépendantes, les $\partial \log f(X_i|\theta)/\partial \theta$ le sont aussi.
- ▶ Si on peut changer l'ordre de l'espérance et le gradient, ils ont une expérance de 0.
- ▶ Alors

$$\begin{aligned} I_n(\theta) &= E_\theta \left[\sum_{i=1}^n \frac{\partial \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta^\top} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n E_\theta \left[\frac{\partial \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta^\top} \frac{\partial \log f(X_i|\theta)}{\partial \theta} \right] \\ &\equiv nI(\theta). \end{aligned}$$

Exemple gaussien

Supposons que $y = X\beta + u$, $u \sim N(0, \sigma^2 I_n)$, la matrice X des covariables est $n \times K$, le paramètre β est $K \times 1$ et le paramètre scalaire σ^2 est connu. Alors

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(\beta; y) &= \frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} (y - X\beta)^\top (y - X\beta) \\ &= \frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} (y^\top y - 2\beta^\top X^\top y + \beta^\top X^\top X\beta),\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\beta; y)}{\partial \beta^\top} = -\frac{1}{\sigma^2} (X^\top X\beta - X^\top y) = \frac{1}{\sigma^2} X^\top u.$$

Puisque $E[u] = 0$,

$$E \left[\frac{\partial \mathcal{L}(\beta; y)}{\partial \beta^\top} \right] = 0.$$

La matrice hessienne ne dépend pas de β :

$$\frac{\partial^2 \mathcal{L}(\beta; y)}{\partial \beta^\top \partial \beta} = -\frac{1}{\sigma^2} X^\top X.$$

Exemple gaussien, continué

Ici, la variance du score est moins l'espérance de la matrice hessienne :

$$\begin{aligned}\text{Var} \left[\frac{\partial \mathcal{L}(\beta; y)}{\partial \beta^\top} \right] &= E \left[\frac{\partial \mathcal{L}(\beta; y)}{\partial \beta^\top} \frac{\partial \mathcal{L}(\beta; y)}{\partial \beta} \right] \\ &= \frac{1}{\sigma^4} E[X^\top u u^\top X] = \frac{1}{\sigma^2} X^\top X\end{aligned}$$

Dans un contexte bayésien où $\beta \sim N(\bar{\beta}, \bar{H}^{-1})$,

$$\beta|y, X \sim N(\bar{\beta}, \bar{H}^{-1}),$$

où $\bar{H} = \bar{H} + \sigma^{-2} X^\top X$, $\bar{\beta} = \bar{H}^{-1} (\bar{H} \bar{\beta} + \sigma^{-2} X^\top X b)$ et $b = (X^\top X)^{-1} X^\top y$.

Gradient de la log vraisemblance

- ▶ Soit $I(\theta; x) \equiv \sum_{i=1}^n \log f(x_i | \theta)$.
- ▶ Soit $\hat{\theta}$ l'estimateur MV, θ_0 la vraie valeur du paramètre.
- ▶ Expansion Taylor du gradient à $\hat{\theta}$ (où $\lim_{\theta \rightarrow \theta_0} h(\theta) = 0_{K \times K}$)

$$\frac{\partial I(\hat{\theta}; x)}{\partial \theta^\top} = \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} + \frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} (\hat{\theta} - \theta_0) + h(\hat{\theta})(\hat{\theta} - \theta_0).$$

- ▶ Alors si le gradient à gauche est nulle,

$$(\hat{\theta} - \theta_0) = - \left[\frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} + h(\hat{\theta}) \right]^{-1} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top}$$

- ▶ Notes : on a besoin de
 - ▶ l'existence d'un maximum intérieur de la vraisemblance
 - ▶ l'existence des dérivées jusqu'au deuxième ordre
 - ▶ la non-singularité de la matrice hessienne

Continuous mapping theorem

- ▶ Si $g(\cdot)$ est continu, X, X_1, X_2, \dots des vecteurs aléatoires,

$$X_n \rightarrow_p X \Rightarrow g(X_n) \rightarrow_p g(X),$$

$$X_n \rightarrow_{ps} X \Rightarrow g(X_n) \rightarrow_{ps} g(X),$$

$$X_n \rightarrow_d X \Rightarrow g(X_n) \rightarrow_d g(X).$$

- ▶ Notes

- ▶ Le théorème de Slutsky est un cas spécial parce que
 $X_n \rightarrow_p c \Rightarrow X_n \rightarrow_d c.$
- ▶ Slutsky : si $X_n \rightarrow_d X$ et $Y_n \rightarrow_p c$, $X_n + Y_n \rightarrow_d X + c$,
 $X_n Y_n \rightarrow_d cX$, $X_n / Y_n \rightarrow_d X/c$ si $c > 0$.
- ▶ On peut relâcher la continuité : g peut avoir un ensemble D de points de discontinuité avec $P(X \in D) = 0$.

Pour préparer une analyse asymptotique

- ▶ Pour préparer une analyse asymptotique, on peut écrire

$$(\hat{\theta} - \theta_0) = \left[-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} + \frac{1}{n} h_n(\hat{\theta}) \right]^{-1} \left[\frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} \right].$$

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta_0) = \left[-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} + \frac{1}{n} h_n(\hat{\theta}) \right]^{-1} \left[\sqrt{n} \frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} \right].$$

Théorème central limite, loi de grand nombres pour le gradient

$$\sqrt{n} \frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; X)}{\partial \theta^\top} = \sqrt{n} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \log f(X_i | \theta_0)}{\partial \theta^\top}$$

- ▶ Pour la vraie valeur θ_0 , les termes sont iid, avec

$$E_{\theta_0} \left[\frac{\partial \log f(X_i | \theta_0)}{\partial \theta^\top} \right] = 0, \quad \text{Var}_{\theta_0} \left[\frac{\partial \log f(X_i | \theta_0)}{\partial \theta^\top} \right] = I(\theta_0).$$

- ▶ Par une loi de grand nombres,

$$\frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} \xrightarrow{p} 0.$$

- ▶ Par un théorème central limite,

$$\sqrt{n} \frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} \xrightarrow{d} N(0, I(\theta_0)).$$

Notes sur le gradient

On a besoin de

- ▶ l'existence des dérivées,
- ▶ pouvoir échanger l'ordre de l'intégral et la dérivée,
- ▶ une variance fini,
- ▶ X_i iid.

Loi de grand nombres pour la matrice hessienne et son inverse

$$-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 I(\theta_0; X)}{\partial \theta \partial \theta^\top} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 \log f(X_i | \theta_0)}{\partial \theta \partial \theta^\top} \xrightarrow{p} I(\theta_0)$$

- ▶ Par le théorème « continuous mapping, »

$$-\left[\frac{1}{n} \frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} \right]^{-1} \xrightarrow{p} I(\theta_0)^{-1}.$$

Combinaison des résultats

- ▶ Convergence de $(\hat{\theta} - \theta)$ en probabilité :

$$(\hat{\theta} - \theta_0) \approx \left[-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} \right]^{-1} \left[\frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} \right] \xrightarrow{p} 0.$$

- ▶ Convergence de $\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta)$ en loi :

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta_0) \approx \left[-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 I(\theta_0; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} \right]^{-1} \left[\sqrt{n} \frac{1}{n} \frac{\partial I(\theta_0; x)}{\partial \theta^\top} \right] \xrightarrow{d} N(0, I(\theta_0)^{-1}).$$

- ▶ Remarquez que $I(\theta_0)^{-1}$ est la borne inférieure Cramer-Rao.
Sous les conditions de régularité, $\hat{\theta}_{MV}$ est un estimateur asymptotiquement efficace de θ_0 .

Distribution asymptotique de la statistique test LRT

- ▶ Considérez l'hypothèse ponctuelle $H_0 : \theta = \theta_0$.
- ▶ Développement quadratique de $I(\theta|x)$ autour de θ_0 , évalué à $\hat{\theta}$:

$$I(\theta_0|x) = I(\hat{\theta}|x) + \frac{1}{2}(\hat{\theta} - \theta_0)^\top \frac{\partial^2 I(\hat{\theta}; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} (\hat{\theta} - \theta_0) + \dots$$

- ▶ Sous l'hypothèse nulle $H_0 : \theta = \theta_0$,

$$\begin{aligned} -2 \log \lambda(x) &= -2(I(\theta_0|x) - I(\hat{\theta}|x)) \\ &\rightarrow_d (\hat{\theta} - \theta_0)^\top \frac{\partial^2 I(\hat{\theta}; x)}{\partial \theta \partial \theta^\top} (\hat{\theta} - \theta_0) \rightarrow_d \chi_k^2. \end{aligned}$$