

Stochastiek 2

Inleiding in de Mathematische Statistiek

Cramér-Rao

(Asymptotische) optimaliteit van schatters

We zullen zien dat de MLS onder voorwaarden voor $n \rightarrow \infty$ **zuiver** is (consistent) en dat we de **asymptotische variantie** kunnen bepalen.

Vraag: hoe klein kan de variantie van een zuiver schatter worden?

Fisher-informatie

Setting: waarneming X , positieve dichtheid p_θ , $\theta \in \Theta$, met $\Theta \subset \mathbb{R}$ een open interval. Aanname: $\theta \mapsto p_\theta$ is positief en “glad”.

Definieer:

$$\ell_\theta = \log p_\theta,$$

$$\dot{\ell}_\theta = \frac{\partial}{\partial \theta} \log p_\theta = \frac{\dot{p}_\theta}{p_\theta},$$

$$I_\theta = \text{Var}_\theta \dot{\ell}_\theta(X).$$

Definitie.

I_θ heet de **Fisher-informatie** (voor θ in X).

Cramér-Rao

Stelling. [Cramér-Rao]

Zij T een zuivere schatter voor $g(\theta)$, voor $g : \Theta \rightarrow \mathbb{R}$. Onder “regulariteitsvoorwaarden” geldt dat voor alle $\theta \in \Theta$,

$$\text{Var}_\theta T \geq \frac{(g'(\theta))^2}{I_\theta}.$$

Definitie.

Het getal

$$\frac{(g'(\theta))^2}{I_\theta}$$

heet de **Cramér-Rao ondergrens** voor het schatten van $g(\theta)$.

Bewijs Cramér-Rao - 1

Aanname: X is continu verdeeld.

$T(X)$ is een zuivere schatter voor $g(\theta)$, i.e. voor alle θ

$$\int T(x)p_{\theta}(x) dx = g(\theta).$$

Differentiëren, verwisselen en $\dot{\ell}_{\theta} = \dot{p}_{\theta}/p_{\theta}$ geven dan

$$g'(\theta) = \int T(x)\dot{p}_{\theta}(x) dx = \int T(x)\dot{\ell}_{\theta}(x)p_{\theta}(x) dx = E_{\theta} T\dot{\ell}_{\theta}(X).$$

Omdat

$$E_{\theta}\dot{\ell}_{\theta}(X) = \int \frac{\dot{p}_{\theta}(x)}{p_{\theta}(x)} p_{\theta}(x) dx = \frac{\partial}{\partial \theta} \underbrace{\int p_{\theta}(x) dx}_{=1} = 0,$$

volgt dat

$$g'(\theta) = \text{Cov}_{\theta}(T, \dot{\ell}_{\theta}(X)).$$

Bewijs Cramér-Rao - 2

For s.v.'n U, V met eindige variantie geldt de **Cauchy-Schwarz** ongelijkheid:

$$\text{Cov}(U, V) \leq \sqrt{\text{Var}U} \sqrt{\text{Var}V}.$$

Toepassen met $U = T$ en $V = \dot{\ell}_\theta(X)$ geeft

$$(g'(\theta))^2 = |\text{Cov}_\theta(T, \dot{\ell}_\theta(X))|^2 \leq (\text{Var}_\theta T)(\text{Var}_\theta \dot{\ell}_\theta(X)) = (\text{Var}_\theta T)I_\theta.$$



Fisher informatie en onafhankelijkheid

Vaak: waarneming is $X = (X_1, \dots, X_n)$, met X_1, \dots, X_n o.o. en X_i heeft dichtheid p_θ .

Dan is de (simultane) dichtheid van de hele waarneming X :

$$p_\theta(x_1, \dots, x_n) = p_\theta(x_1) \cdots p_\theta(x_n).$$

Volgt dat voor de Fisher-informatie in de hele waarneming geldt dat

$$I_\theta = \text{Var}_\theta \frac{\partial}{\partial \theta} \log \prod_{i=1}^n p_\theta(X_i) = \sum_{i=1}^n \text{Var}_\theta \frac{\partial}{\partial \theta} \log p_\theta(X_i) = n I_\theta,$$

met

$$I_\theta = \text{Var}_\theta \frac{\partial}{\partial \theta} \log p_\theta(X_1)$$

de **Fisher-informatie** in één waarneming X_1 .

Asymptotische optimaliteit van de MLS

Asymptotische normaliteit van de MLS

Setting: X_1, \dots, X_n o.o. en X_i heeft positieve dichtheid p_θ die glad van $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ afhangt. Zij $\hat{\theta}_n$ de MLS en

$$i_\theta = \text{Var}_\theta \frac{\partial}{\partial \theta} \log p_\theta(X_1)$$

de Fisher-informatie in één waarneming X_1 .

Stelling. (Zie Stelling 5.9 in het boek.)

Onder “regulariteitsvoorwaarden” geldt dat voor iedere $\theta_0 \in \Theta$,

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, i_{\theta_0}^{-1}),$$

onder P_{θ_0} als $n \rightarrow \infty$.

Schets van het bewijs - 1

Onder voorwaarden geldt voor de MLS dat $S_n(\hat{\theta}_n) = 0$, met

$$S_n(\theta) = \sum_{i=1}^n \dot{\ell}_\theta(X_i)$$

de score functie. Een Taylor expansie van S_n rond θ_0 geeft, met $\dot{S}_n(\theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} S_n(\theta)$,

$$0 = S_n(\hat{\theta}_n) = S_n(\theta_0) + \dot{S}_n(\bar{\theta}_n)(\hat{\theta}_n - \theta_0),$$

met $\bar{\theta}_n$ een punt tussen θ_0 en $\hat{\theta}_n$. Er volgt dat

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) = \left(-\frac{1}{n} \dot{S}_n(\bar{\theta}_n) \right)^{-1} \frac{1}{\sqrt{n}} S_n(\theta_0).$$

Schets van het bewijs - 2

Er geldt (zie het bewijs van Cramér-Rao) $E_{\theta_0} \dot{\ell}_{\theta_0}(X_1) = 0$ en $\text{Var}_{\theta_0} \dot{\ell}_{\theta_0}(X_1) = i_{\theta_0}$. Dus vanwege de CLS

$$\frac{1}{\sqrt{n}} S_n(\theta_0) \xrightarrow{d} N(0, i_{\theta_0})$$

onder P_{θ_0} .

Vanwege de WGA

$$-\frac{1}{n} \dot{S}_n(\bar{\theta}_n) \approx -\frac{1}{n} \dot{S}_n(\theta_0) \xrightarrow{P} -E_{\theta_0} \ddot{\ell}_{\theta_0}(X_1)$$

onder P_{θ_0} . Het differentiëren van de relatie $\int \dot{\ell}_{\theta}(x) p_{\theta}(x) dx = 0$ naar θ laat zien dat $-E_{\theta_0} \ddot{\ell}_{\theta_0}(X_1) = i_{\theta_0}$ (ga na!)

Combineer nu bovenstaande.



Asymptotische optimaliteit van de MLS

Als θ de ware parameter is, hebben we voor grote n dus de benadering

$$\hat{\theta}_n \stackrel{d}{\approx} N\left(\theta, \frac{1}{ni_\theta}\right).$$

In het bijzonder geldt dan voor iedere θ dat

$$E_\theta \hat{\theta}_n \approx \theta, \quad \text{Var}_\theta \hat{\theta}_n \approx \frac{1}{ni_\theta} = \frac{1}{I_\theta},$$

met I_θ de Fisher informatie in de hele waarneming X_1, \dots, X_n .

Conclusie: **Maximum likelihood-schatters zijn asymptotisch zuiver met minimale variantie!**

N.B.

- **Bayes-schatters** hebben deze eigenschap **ook!** (Stelling 5.26)
- momentenschatters i.h.a. niet.