



Asintotica gaussiana

Per dimostrare che per lo stimatore di ML valga l'asintotica gaussiana introduciamo

Def Condizioni di regolarità

- ① Le condizioni di consistenza   legge dei grandi numeri uniforme
Convessità
- ② Le osservazioni X_1, \dots, X_n sono iid.
- ③ La log verosimiglianza ammette due derivate continue $\frac{\partial^2 \log L_n}{\partial^2 \theta} \in C^2$
- ④ La derivata seconda ha momento finito $E\left[\left|\frac{\partial^2 \log L_n}{\partial^2 \theta}\right|\right] < \infty$
- ⑤ Il vero parametro θ_0 appartiene all'interno dell'insieme dei valori ammissibili, $\theta_0 \in \text{Int}(\Theta)$
- ⑥ È possibile scambiare due volte la derivata con l'integrale del valor medio della log-verosimiglianza

Oss

Queste condizioni sono più forti di quelle che ci servono, ma le definiamo in questo modo così che vengano definite solo una volta

Def Funzione punteggio

La Funzione punteggio $S_n: \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^p$ è definita da

$$S_n(\theta; X_1, \dots, X_n) = \frac{\partial}{\partial \theta} \log L(\theta; X_1, \dots, X_n)$$

Assumendo che esista la derivata esiste


Oss

È possibile notare come S_n sia una variabile aleatoria

Lemma

Sotto le condizioni di regolarità vale che

$$E_{\theta_0}[S_n(\theta_0; X_1, \dots, X_n)] = 0$$


$$\boxed{E_{\theta_0}[S_n] \Big|_{\theta=\theta_0}}$$

Dim p=1

Per definizione abbiamo che

$$\begin{aligned} E\left[S_n(\theta_0; X_1, \dots, X_n)\right] &= \sum_{i=1}^n E\left[\frac{\partial}{\partial \theta} \log(f(\theta, x_i))\right] \xrightarrow{\text{Prendendo in considerazione } x_i} \int \frac{\partial}{\partial \theta} \log(f(\theta, x_i)) f(\theta, x_i) dx_i = \int \frac{\frac{\partial}{\partial \theta} f(\theta, x_i)}{f(\theta, x_i)} f(\theta, x_i) dx_i = \\ &= \int \frac{\partial}{\partial \theta} f(\theta, x_i) = \frac{\partial}{\partial \theta} \int f(\theta, x_i) = \frac{\partial}{\partial \theta} 1 = 0 \end{aligned}$$

$\xrightarrow{\text{applichiamo la condizione 6}}$
 $\xrightarrow{\text{densità}}$

E_s

Sia $\{X_n\}_{n \in \mathbb{N}}$ una sequenza di v.a. con distribuzione $X \sim \mathcal{N}(\mu, 1)$
e quindi legge $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^2}$

Sappiamo che

$$L(\mu, x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \mu) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$$

Quindi abbiamo

$$\log L(\mu, x_1, \dots, x_n) = -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

Derivando rispetto a μ abbiamo che

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \log L(\mu, x_1, \dots, x_n) = S_n(\mu, x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)$$

Applicando poi il valor medio abbiamo che

$$E\left[S_n(\mu, x_1, \dots, x_n)\right] = n(\mu - \mu_0) \Big|_{\mu=\mu_0} = 0$$

Lemma

Sotto le condizioni di regolarità vale che

per $p=1$

$$E\left[\left(S_n(\theta, x_1, \dots, x_n)\right)^2\right] = -E\left[\frac{\partial}{\partial \theta} S_n(\theta, x_1, \dots, x_n)\right] \xrightarrow{\quad} -E\left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log L(\theta, x_1, \dots, x_n)\right]$$

per $p>1$

$$E\left[\left(\nabla \log L\right) \left(\nabla \log L\right)^T\right] = -E\left[H \log L\right]$$

$\xrightarrow{\text{gradiente}}$ \rightarrow vettore delle derivate parziali rispetto un solo parametro

Dove H è la matrice Hessiana \rightarrow matrice contenente tutte le derivate 2° parziali

Dim $p=1$

$$\begin{aligned}
 0 &= \frac{\partial}{\partial \theta} \int \log' L(\theta; x_{i-1}, x_n) \xi(x_{i-1}, x_n; \theta) dx_{i-1}, dx_n = \int \log'' L(\theta; x_{i-1}, x_n) \xi(x_{i-1}, x_n; \theta) dx_{i-1}, dx_n + \int \log' L(\theta; x_{i-1}, x_n) \xi'(x_{i-1}, x_n; \theta) dx_{i-1}, dx_n = \\
 &= \mathbb{E} \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log L(\theta; x_{i-1}, x_n) \right] + \int \log' L(\theta; x_{i-1}, x_n) \frac{\xi'(x_{i-1}, x_n; \theta)}{\xi(x_{i-1}, x_n; \theta)} \xi(x_{i-1}, x_n; \theta) dx_{i-1}, dx_n = \\
 &= \mathbb{E} \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log L(\theta; x_{i-1}, x_n) \right] + \int (\log' L(\theta; x_{i-1}, x_n))^2 \xi(x_{i-1}, x_n; \theta) dx_{i-1}, dx_n = \\
 &= \mathbb{E} \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log L(\theta; x_{i-1}, x_n) \right] + \mathbb{E} \left[\left(\frac{\partial}{\partial \theta} \log L(\theta; x_{i-1}, x_n) \right)^2 \right]
 \end{aligned}$$

Oss

Prendendo $\theta = \theta_0$ abbiamo che

$$-\mathbb{E} \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log L(\theta; x_{i-1}, x_n) \right] = \mathbb{E} \left[\left(s_n(\theta_0; x_{i-1}, x_n) \right)^2 \right] = \text{Var}(s_n(\theta_0))$$

Abbiamo dimostrato che $\mathbb{E}[s_n(\theta_0)] = 0$

Quindi la varianza di $s_n(\theta_0)$ è uguale al reciproco della derivata seconda della $\log L$ nello stesso punto

Def Informazione di Fisher

La varianza della funzione punteggio è nota come informazione di Fisher

$$\text{Var}(s_n(\theta_0)) = \mathcal{I}_n(\theta_0) \quad d: \text{dimensione } p \times p$$

Teo Asintotico gaussiano dello stimatore di ML

Sotto le condizioni di regolarità vale che

$$\sqrt{n}(\tilde{\theta}_n - \theta_0) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \mathcal{I}_1^{-1}(\theta_0))$$

Dim $p=1$

Per il teo del valor medio di Lagrange

$$\exists \bar{\theta}_n \in (\theta_0, \tilde{\theta}_n) \text{ tale che}$$

$$0 = \log' L(\tilde{\theta}_n) = \log' L(\theta_0) + \log''(\bar{\theta}_n)(\tilde{\theta}_n - \theta_0)$$

Possiamo riscrivere la relazione come

$$\sqrt{n}(\tilde{\theta}_n - \theta_0) = - \frac{\log' L(\theta_0) / \sqrt{n}}{\log'' L(\bar{\theta}_n) / n}$$

Studiamo ora il comportamento di numeratore e denominatore

a) Numeratore

$$\frac{\log' L(\theta_0)}{\sqrt{n}} = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \log f(x_i; \theta)}{\partial \theta} \xrightarrow{d} N(0, \tilde{I}_1(\theta_0))$$

Summa di v.a. i.i.d. \leadsto applichiamo il teo del limite centrale

b) Denominatore

$$\frac{\log'' L(\bar{\theta}_n)}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log f(x_i; \theta) \xrightarrow{p} E \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log L(\theta; X_1, X_n) \right] = \text{Var}(S_n(\theta_0)) = \tilde{I}_1(\theta_0)$$

Summa di v.a. i.i.d. con $E \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log f(x_i; \theta) \right] < \infty \leadsto$ legge dei grandi numeri v.i.

Per Slutsky abbiamo quindi l'enunciato del teorema