Propudados de los EMV

Del El crilino de enformación de Escher $I(\theta) = E_X \left[\left(\frac{3}{30} \log \left(f_X(X;\theta) \right) \right)^2 \right]$ la cual se puede resseribri (si se complante cirtas condiciones de regularidad) como $I(\theta) = -E_X \left[\frac{3}{30} \log \left(f_X(X;\theta) \right) \right]$ loght

loght

loght

pera info pera univertira

proca jefo pera un loght

pera univertira

proca jefo pera un loght

Expurple (Bernoulli) $\begin{array}{l}
X \sim Ber(p) \\
f_X(x;p) = p^X(1-p)^{1-X} \overline{I}_{\{0,1\}}(x) & p \in [0,1] \\
\Rightarrow log(f_X(x;p)) = xlog(p) + (1-x)log(1-p) \\
\Rightarrow \frac{3}{3p} log(f_X(x;p)) = \frac{x}{p} - \frac{1-x}{1-p} \\
\Rightarrow \frac{3^2}{3p^2} log(f_X(x;p)) = -\frac{x}{p^2} - \frac{1-x}{(1-p)^2} \\
\vdots \overline{I}(p) = -E_X \left[-\frac{x}{p^2} - \frac{1-x}{(1-p)^2} \right] \\
= \frac{E[X]}{p^2} + \frac{1-E[X]}{(1-p)^2} \\
= \frac{f_2}{p^2} + \frac{1-p}{(1-p)^2} = \frac{1-p}{p(1-p)} = I(p)
\end{array}$ $\vdots La CICR para un estimador <math>\hat{p}$ 25 $V(\hat{p}) \geq \frac{1}{nI(p)} = \frac{1-p}{np(1-p)}$

 $V(\hat{p}) \ge nI(p) = \frac{1}{np(1-p)}$ Propredades assintáticas del EMV $B(\hat{\theta}) = E[\hat{\theta}] - \theta = 0$

DEL EMV es assistaticamente insessado => E[\hat{\theta}] = \theta \\ \lim_{n \to \infty} B(\hat{\theta}) = 0 \\
\lim_{n \to \infty} B(\hat{\theta}) = 0 \\
\lim_{n \to \infty} E[\hat{\theta}) = \theta \\
\theta El EMV es assistaticamente eficiente

lim $V(\hat{\theta}) = \frac{1}{n I(\theta)}$ (es decir que n' tenemos un "buen" tamano de

muestra, estaremo cerca del estimador más eficiente (o de menor varianza posible))

3 El EMV es consistente

 $\lim_{h \to \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| < \varepsilon) = 1 \quad \forall \varepsilon > 0$ $(\text{les decir } \hat{\theta} \xrightarrow{P} \Rightarrow \theta)$

(4) El EMV converge en distribución a una normal $\hat{g} \to \mathcal{N}\left(\theta, \frac{1}{\sqrt{1(\theta)}}\right)$ equivalentemente

$$\frac{\hat{\theta} - \theta}{\sqrt{10 + (\theta)}} \propto \mathcal{N}(0, 1)$$

Ejemple Sea Xi,i., Xn lid Bin (m, P) y sean los estimadores: $\hat{p}_{mv} = \frac{X}{m} \quad y \quad \hat{p}_2 = \frac{X+1}{m+2}$ Investigar ambos estimadores sobre las propiedades de sesgo, eficiencia, consistencia y sobre la CICR. E[pm] = E[Xi] $=\frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{n}mp=\frac{nmp}{mn}=p$.. pmv es insesgado $E[\hat{p}_2] = E[\frac{X+1}{m+2}] = \frac{1}{m+2} \left(\frac{1}{n} + \frac{\sum E[X_i]}{\sum i = i} + 1 \right).$ $=\frac{1}{m+2}\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}mp+1\right)$ $=\frac{1}{m+2}\left(\frac{1}{m}\cdot nmp+1\right)=\frac{mp+1}{m+2}\neq P$ o's p2 tiene sesgo 2 Eficiencia: Como pur es insesgado $ECM(\hat{p}_{MU}) = V(\hat{p}_{MU}) = V(\frac{X}{m})$ = 1/2. 1/2 × V(Xi) $= \frac{1}{m^2 n^2} \sum_{i=1}^{n} mp(1-p)$ $=\frac{pmp(1-p)}{m^2n^2}=\frac{p(1-p)}{mh}$ $ECM(\hat{p}_2) = V(\hat{p}_2) + (B(\hat{p}_2))^2$ $V(\hat{p}_2) = V\left(\frac{X+1}{m+2}\right) = \frac{1}{(m+2)^2} \cdot \frac{1}{L^2} \stackrel{\Sigma}{\leq} V(X:)$ $= \frac{1}{h^2(m+2)^2} \sum_{i=1}^{n} mp(1-p)$ $=\frac{mp(1-p)}{mz(m+2)^2}=\frac{mp(1-p)}{m(m+2)^2}$ $B(\hat{p}_2) = E[\hat{p}_2] - P = \frac{mp+1}{m+2} - P$ $= \frac{mp+1-mp-2p}{m+2} = \frac{1-2p}{m+2}$:. $ECM(\hat{p}_2) = \frac{mp(1-p)}{h(m+2)^2} + \frac{(1-2p)^2}{(m+2)^2}$ $= \frac{mp(1-p) + h(1-2p)^2}{h(m+2)^2}$ (Nota: no podemos cabulas la eficiencia relativa, ya que, por definición, ambos estimadores deben ser insesgados). (3) Consistencia Como \hat{p}_{MV} es insergado $\lim_{h\to\infty} V(\hat{p}_{MV}) = \lim_{h\to\infty} \frac{P(1-P)}{hm} = 0$ $\lim_{h\to\infty} \hat{p}_{MV}$ es consiste $P(|\hat{p}_2 - p| > \varepsilon) = P((\hat{p}_2 - p)^2 > \varepsilon^2)$ Markon $E[(\hat{p}_2 - p)^2] = ECM(\hat{p}_2)$ $=\frac{(1-2p)^{2}n+mp(1-p)}{\epsilon^{2}(m+2)^{2}}\frac{(1-2p)^{2}}{(m+2)^{2}} \neq 0$ i. pr no es consistente (4) Información de Fisher $I(p) = -E \left[\frac{\partial^2}{\partial p^2} log \left(f_x (x_j p) \right) \right]$ $f_{X}(x; m, p) = \frac{m!}{x!(m-x)!} p^{x} (1-p)^{m-x}$ $h(p) = log(f_X(x; m, p))$ $= \log \left(\frac{m!}{\chi!(m-\chi)!} + \chi \log (p) + (m-\chi) \log (l-p) \right)$ $\frac{\partial h}{\partial P} = \frac{\chi}{P} - \frac{M - \chi}{1 - P}$ $\frac{2h}{2p^2} = -\frac{\chi}{p^2} - \frac{m-\chi}{(1-p)^2}$ $I(p) = -E \left[-\frac{X}{P^2} - \frac{m-X}{(1-p)^2} \right]$ $=\frac{E[X]}{P^{2}}+\frac{M-E[X]}{(1-p)^{2}}$ $=\frac{m-mp+mp}{p(1-p)}=\frac{m}{p(1-p)}=I(p)$ $V(\hat{p}) \ge \frac{1}{hI(p)} = \frac{1}{h \cdot p(1-p)} = \frac{P(1-p)}{hm} = V(\hat{p}_{mv})$ i. pro es un estunador de varianza mínima 1) La forma de obtener el EMV X1,..., Xu.m.a. con f.d.p. fx (x;0) $\mathcal{L}(\theta,x) = \prod_{i=1}^{n} f_{x_i}(x_i)$

1) La forma de obtener el EMV

$$X_1, ..., X_n ... m. a. con f.d.p. f_X(x, \theta)$$
 $L(\theta, x) = \prod_{i=1}^n f_{x_i}(x_i)$
 $l(\theta, x) = log(L(\theta, x))$

2) Optimger Lol (en la mayoría de los casos, derivando e igualando a cero)

3) Propiedades de los estimadores:
· Sesgo:
$$E[\hat{Q}] - \Theta$$

· Varianza:
$$ECM(\hat{O})$$
, $ER(\hat{O}_{1}, \hat{O}_{2})$
· Consistencia: $\hat{O} \xrightarrow{P} 0$

4) Propredades de los EMV

5) $U(R: V(\hat{\theta}) \ge \frac{1}{L_{I}(\theta)}$

donde
$$I(\theta) = E_X \left[\frac{\partial}{\partial \theta^2} \log \left(\frac{1}{1} \chi(X; \theta) \right) \right]$$