Universitatea din București Facultatea de Matematică și Informatică

Curs: Statistică (2017 - 2018) Instructori: A. Amărioarei, S. Cojocea

Examen

2 Iunie 2018



Timp de lucru 2h30. Toate documentele, computerele personale, telefoanele mobile și/sau calculatoarele electronice de mână sunt autorizate. Orice modalitate de comunicare între voi este **strict** interzisă. Mult succes!

Exercițiul 1

10p

Fie X_1, X_2, \dots, X_n un eșantion de talie n dintr-o populație Poisson de parametru $\theta > 0$.

- a) Determinați estimatorul de verosimilitate maximă $\hat{\theta}$ și verificați dacă acesta este deplasat, consistent și eficient.
- b) Găsiți estimatorul de verosimilitate maximă pentru $\mathbb{P}_{\theta}(X_1 = 1 \mid X_1 > 0)$. Este acesta consistent?
- c) Verificați dacă estimatorul aflat la punctul b) este sau nu nedeplasat.

Exercițiul 2

10p

Fie X o variabilă aleatoare repartizată $\mathbb{P}_{\theta}(X=k) = A(k+1)\theta^k$, $k \in \mathbb{N}$ unde $\theta \in (0,1)$ un parametru necunoscut și $A \in \mathbb{R}$ este o constantă.

1. Determinați constanta A și calculați $\mathbb{E}[X]$ și Var(X).

Dorim să estimăm pe θ plecând de la un eșantion X_1, X_2, \dots, X_n de talie n din populația dată de repartiția lui X.

- 2. Determinați estimatorul $\tilde{\theta}$ a lui θ obținut prin metoda momentelor și calculați $\mathbb{P}_{\theta}(\tilde{\theta}=0)$.
- 3. Determinati estimatorul de verosimilitate maximă $\hat{\theta}$ a lui θ si verificati dacă acesta este bine definit.
- 4. Studiați consistența estimatorului $\tilde{\theta}$ și determinați legea lui limită.

Exercițiul 3

10p

Calculați marginea Rao-Cramer pentru familia $\mathcal{N}(\mu, 1)$ unde μ este necunoscut. Determinați estimatorul obținut prin metoda momentelor și verificați dacă este eficient.

Exercitiul 4

10p

Considerăm următorul eșantion de talie 20 dintr-o populație Bernoulli de parametru $\theta \in (0,1)$:

 $0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0$

- a) Găsiți estimatorul de verosimilitate maximă $\hat{\theta}$ și determinați informația lui Fisher $I(\theta)$.
- b) Determinați estimatorul de verosimilitate maximă pentru $\mathbb{V}_{\theta}[X_1]$. Este acesta nedeplasat? Dar consistent? Justificați răspunsul.
- c) Construiți un interval de încredere pentru $\hat{\theta}$ de nivel 95%.

Grupele: 301, 311, 321 Pagina 1

Examen 2 iunie 2018

EX L:

Fie Xno...oXn un esantion de talie n dintro pop Poisson de param 0>0

a) $\hat{\theta}=$? [M.V.M) e deplacat, consistent vi eficient?

 $X \sim Pois(0)$ Lim teorie splim ca $P(x=x) = \frac{\theta^x}{x!} = \frac{\theta^x}{x!}$, x>0

Post: soin function de voussimilitate: $L(x|\theta) = \frac{m}{11} P(x = x_i) = \frac{m}{i=1} \frac{\theta}{x_i} \frac{e^{-\theta}}{\theta} = (e^{-\theta})^m \frac{m}{11} \frac{\theta}{x_i} = e^{-\theta m} \frac{\sum_{k=1}^m x_i}{\prod_{k=1}^m x_k}$

Par 2: Logaritmex: $\lim_{n \to \infty} \sum_{i=1}^{\infty} x_i = \lim_{n \to \infty} x_i \ln \theta - \sum_{i=1}^{\infty} x_i \ln \theta - \sum_{$

Par 3+4: Lerinex; egalex cu o pi texolvam ec de veroximilitate

$$\frac{90}{90} \frac{90}{(x | \theta)} = 0 \Rightarrow \frac{90}{90} = \frac{1}{4} + \sum_{w}^{i=1} x_i \cdot \frac{\theta}{y}$$

$$\frac{-m\theta + \sum_{l=1}^{\infty} x_l}{\theta} = 0 \Rightarrow -m\theta + \sum_{l=1}^{\infty} x_l = 0 \Rightarrow m\theta = \sum_{k=1}^{\infty} x_k$$

$$\theta = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i \implies \hat{\theta} = \overline{X}_m$$

Desarace ê este obliment prin M.V.M. =>ê este axim eficient si consistent

$$E[\hat{\theta}] = E[\hat{x}_m] = E[\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m} x_{ki}] = \frac{1}{m}E[\sum_{i=1}^{m} x_{ii}] = \frac{1}{m} \cdot m \cdot E[X] = 0$$

$$= 0 \text{ (dim tense)}$$

=> ê e medeplasat

 $P_{\theta}(x_{n}=1)x_{n}>0) = \frac{P(x_{n}=1) \prod P(x_{n}>0)}{P(x_{n}>0)}$ $\sum_{\alpha \in A} \frac{P(x_{n}=1) \prod P(x_{n}>0)}{P(x_{n}>0)}$ $\sum_{\alpha \in A} \frac{P(x_{n}=1) \prod P(x_{n}>0)}{P(x_{n}>0)}$

 $= \frac{P(X_{A=1})}{1 - P(X_{A} \le 0)} \longrightarrow \text{ asta e interventia pt ca } X > 0 \text{ in Poisson}$

$$=\frac{P(x_1=\lambda)}{1-P(x=0)} = \frac{\Phi^1 e^{-\Phi}}{1!} \cdot \frac{1}{1-\frac{\Phi^2 e^{-\Phi}}{0!}} = \frac{\Phi e^{-\Phi}}{1-\frac{e^{-\Phi}}{1-e^{-\Phi}}} = \frac{\Phi e^{-\Phi}}{1-e^{-\Phi}}$$

$$g(\Phi) \stackrel{\text{most}}{=} \frac{\Phi e^{-\Phi}}{1-e^{-\Phi}}$$

Se we un estimator de veresim. maxima pt g(0)

Aver a teruma: Daca $\hat{\theta}$ este EVM pt θ adunci pt (4) functive g order ca $g(\hat{\theta})$ este EVM pt $g(\theta)$ $=> \hat{\theta} \in VM \text{ pt } \theta = \sum_{i=1}^{N} g(\hat{\theta}) \in VM \text{ pt } g(\theta)$

$$g(\hat{\theta}) = \frac{\hat{\theta} \cdot e^{-\hat{\theta}}}{1 - e^{-\hat{\theta}}} = \frac{\overline{x}_m \cdot e^{-\overline{x}_m}}{1 - e^{-\overline{x}_m}} \xrightarrow{\text{mat}} \widehat{g(\theta)} \text{ (est estimatoral law } g(\theta))$$

Se we un estimater de verexim. maxima $pt g(\lambda)$

A very so therema: Laca
$$\widehat{\lambda}$$
 este EVM pt $\widehat{\lambda}$ actuaci pt (4) functive g convern ca $g(\widehat{\lambda})$ este EVM pt $g(\widehat{\lambda})$

$$=> \widehat{\lambda} \in \widehat{\lambda} = \frac{\widehat{\lambda} \cdot e^{-\widehat{\lambda}}}{1 - e^{-\widehat{\lambda}}} = \frac{\widehat{x}_m \cdot e^{-\widehat{x}_m}}{1 - e^{-\widehat{x}_m}} \xrightarrow{mat} \widehat{g}(\widehat{\lambda}) \text{ (este estimatered lui } g(\widehat{\lambda}))$$

Teorema aplicatular continue (T.A.C.)

Ex 2:

$$P_{\Theta}(X=K) = A(K+1) \Theta^{K}$$

$$P(x=\kappa) = \sum_{k=0}^{\infty} A P_{\theta}(x=\kappa) = 1$$

$$\sum_{\kappa=0}^{\kappa=0} A \cdot (\kappa+1) \Theta_{\kappa} = A \cdot \underbrace{\sum_{\kappa=0}^{(\gamma-\Theta)_{x}} (\kappa+1) \Theta_{\kappa}}_{(\gamma-\Theta)_{x}} = A \cdot \underbrace{\frac{(\gamma-\Theta)_{x}}{\gamma}}_{(\gamma-\Theta)_{x}} = V$$

$$\frac{A}{(A-\Theta)^2} = A \implies A = (A-\Theta)^2 \implies P_{\Theta}(X=K) = (A-\Theta)^2(K+A)\Theta^K$$

$$E[X] = \sum_{K=0}^{\infty} K P_{Q}(X=K) = \sum_{k=0}^{\infty} K \cdot (X-\Theta)^{2} [K+\Lambda) \Phi^{K} = (X-\Theta)^{2} \sum_{k=0}^{\infty} K (K+\Lambda) \Phi^$$

$$= \left(1 - \Theta \right)^2 \cdot \lambda \Theta \cdot \frac{1}{\left(1 - \Theta \right)^3} = \frac{2\Theta}{1 - \Theta}$$

$$E[x] = \frac{20}{1-0}$$

$$Von [x] = E[x^2] - (E[x])^2$$

$$E[x^2] = \sum_{k=0}^{\infty} K^2 \cdot (1-\theta)^2 (K+\lambda) \theta^k = (1-\theta)^2 \cdot \sum_{k=0}^{\infty} K^2 (K+\lambda) \theta^k = (1-\theta)^2 \cdot \frac{4\theta+2\theta}{(1-\theta)^4} = \frac{4\theta^2+2\theta}{(1-\theta)^4}$$

$$Von [x] = \frac{4\theta^2+2\theta}{(1-\theta)^2} - \frac{(2\theta^2)^2}{(1-\theta)^2} = \frac{2\theta}{1-\theta^2}$$

2)
$$\widetilde{\phi} = ? \longrightarrow \text{met. momentular}$$

 $P_{\phi}(\widetilde{\phi} = 0) = ?$

$$\exists \lambda \Theta = \frac{\widehat{X}}{\widehat{X}}$$

$$= \lambda \Theta = \frac{\widehat{X}}{\widehat{X}}$$

$$P_{\Phi}(\widetilde{\Phi} = 0) = P_{\Phi}(\widetilde{\underline{\mathfrak{X}}} = 0) = P_{\Phi}(\overline{\mathfrak{X}} = 0) = P_{\Phi}(\widetilde{\underline{\mathfrak{X}}} = 0) = P_{\Phi}(\widetilde{\underline{\mathfrak{X$$

$$\frac{3}{2} = \frac{1}{2} (\xi \cdot \sqrt{M})$$

$$\frac{1}{2} = \frac{1}{2} \left((\xi_{i}) - \frac{1}{2} \right) \left((\xi_{i}) - \frac{1}{2} \right) \left((\xi_{i}) + \lambda \right) = \left(($$

$$2m\Theta + (\Theta - 1) \sum_{i=1}^{m} £i = 0$$

$$2m\Theta + \Theta \sum_{i=1}^{m} £i - \sum_{i=1}^{m} £i = 0$$

$$\Theta (2m + \sum_{i=1}^{m} £i) = \sum_{i=1}^{m} £i$$

$$\Rightarrow \theta = \frac{\sum_{i=1}^{m} \xi_{i}}{\lambda_{m} + \sum_{i=1}^{m} \xi_{i}} \Rightarrow \theta = \frac{\sum_{i=1}^{m} \xi_{i}}{\lambda_{m} + \sum_{i=1}^{m} \xi_{i}}$$

$$\widetilde{\mathcal{Z}}_{m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \widetilde{\mathcal{X}}_{i} = \sum_{i=1}^{m} \widetilde{\mathcal{X}}_{i} = m \overline{\widetilde{\mathcal{X}}}_{m}$$

$$\widehat{\widehat{\Phi}} = \frac{m \overline{\mathcal{X}}_{m}}{2m + m \overline{\mathcal{X}}_{m}} = \frac{\overline{\widetilde{\mathcal{X}}}_{m}}{2 + \overline{\mathcal{X}}_{m}}$$

Verif că e pet de maxim adică

$$\left(\frac{-2m}{(\Theta-1)^2} - \frac{1}{-\Theta^2} \sum_{i=1}^{n} x_i\right)\Big|_{\Theta=\widehat{\Theta}} = -\left(\frac{2m}{(\Theta-1)^2} + \frac{1}{\Theta^2} \sum_{i=1}^{n} x_i\right)\Big|_{\Theta=\widehat{\Theta}} < 0$$
Swidth

a) MIRC pt N(m,1); u nicumoscut

$$f(x, \mu) = \frac{1}{\sqrt{\sqrt{2\pi}}} e^{\frac{-(x-\mu)}{2\sqrt{2}}}$$

MiRC =
$$\frac{1}{m E\left[\left(\frac{\partial \ln f(x,\mu)}{\partial \mu}\right)^{2}\right]}$$

$$MiRC = \frac{1}{m E[(\frac{\partial \ln f(x, \mu)}{\partial \mu})^{2}]}$$

$$\ln f(x, \mu) = \ln \left[\frac{1}{\sqrt{\sqrt{2\pi}}} \cdot e^{\frac{1}{2\sqrt{2}}}\right]$$

$$\lim_{x \to \infty} e^{-(x-\mu)^{2}}$$

$$\lim_{x \to \infty} e^{-(x-\mu)^{2}}$$

$$= \ln \left[\frac{1}{1.\sqrt{2\pi}} e^{\frac{(x-\mu)^2}{2}} \right] = \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi}} + \ln e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2}} = -\ln \sqrt{2\pi} - \frac{(x-\mu)^2}{2}$$

$$\frac{\partial \ln f(x_{1}u)}{\partial u} = -2(x_{1}u) \cdot \frac{1}{2}(x_{1}u) = x_{1}u$$

Calcule * media:

$$E\left[\left(\frac{9\pi f(x,y)}{3\mu^{2}(x,y)}\right)^{2}\right] = E\left[\left(x-\pi\right)^{2}\right] = \int_{0}^{-\infty} f(x,y) \cdot (x-\pi)^{2} dx =$$

$$=\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(X-\mu)^2}{2}} \cdot (X-\mu)^2 dX$$
 inherite initials

$$= \int_{-\infty}^{\infty} f(\mathfrak{X}, \mu) \cdot (\mathfrak{X} - \mu)^2 d\mathfrak{X} = 1$$
ant a est var[x] pt ca var[x] $\stackrel{\text{def}}{=} E[(x - E[x])^2]$

Stim din terrie cà distrib normala aver Var[x]= 52

$$\sqrt{-1} = \sqrt{\cos(x)} = 1$$

=> MIRC = $\frac{1}{\sin x} = \frac{1}{m}$

W) Let estimatorul obiținut prin M.M. și verif dacă e eficient.

X~ N(u,1) E[X] = Xm] =) \(\mu = \text{Xm} \)

E[X] = \(\text{Xm} \) = \(\mu = \text{Xm} \)

Nouverice alt estimator

Verific eficienta, adica : \(\text{Var}(\mu) = \text{MiRC} \)

Voite eternice, some in the first $= \frac{1}{m^2} \text{ for } \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \text{ first } \right] = \frac{1}{m^2} \cdot \text{m. Vois } \left[x\right]$ $=\frac{\infty}{L_{\Sigma}}=\frac{\omega}{I}$

Cum T = L = desorece vor $[\mu] = \frac{1}{m}$ si MiRC = $\frac{1}{m}$ (de la pet a) = su este efficient

Ex4:

Esantion de talie 20

$$X \sim \text{Born}(\theta)$$

 $P_{\theta}(x_i = \text{Xi}) = \theta^{\text{Xi}}(1 - \theta)^{1-\text{Xi}}$

Past: soin for the nervimilitate
$$L(X|\Theta) = \prod_{i=1}^{m} \frac{\varphi_i}{\varphi_i} (X-\Theta) = \frac{\varphi_i}{\varphi_i} \cdot (X-\Theta) = (X-\Theta) \cdot \frac{\varphi_i}{\varphi_i} \cdot (X-\Theta) \cdot \frac{\varphi_i}{\varphi_i} \cdot (X-\Theta) = (X-\Theta) \cdot \frac{\varphi_i}{\varphi_i} \cdot (X-\Theta) \cdot \frac{\varphi_i}{\varphi_i} \cdot (X-\Theta) = (X-\Theta) \cdot \frac{\varphi_i}{\varphi_i} \cdot (X-\Theta) \cdot \frac{\varphi_i}{\varphi$$

Pas 2: logaritmet:
$$\ln L (X/\theta) = \ln (1-\theta) + \ln \theta^{1-1} + \ln (1-\theta) = -\sum_{i=1}^{m} x_i \cdot \ln (1-\theta) = -\sum_{i=1}^$$

Pas 3: derivez

$$\frac{\partial \ln L(\mathfrak{X}|\theta)}{\partial \theta} = \frac{m}{1-\theta} \cdot (-1) + \sum_{i=1}^{\infty} \mathfrak{X}_{i} \cdot \frac{1}{\theta} - \sum_{i=1}^{\infty} \mathfrak{X}_{i} \cdot \frac{1}{1-\theta} \cdot (-1)$$

$$= \frac{-m}{1-\theta} + \frac{1}{1-\theta} + \frac{1}{1-\theta} = \frac{-m\theta + (1-\theta)\sum_{i=1}^{\infty} \mathfrak{X}_{i} \cdot \frac{1}{1-\theta} \cdot (-1)}{\theta (1-\theta)}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \theta} = 0 = \sum_{m=1}^{\infty} -m\theta + (n-\theta) \sum_{i=1}^{\infty} x_i + \theta \sum_{i=1}^{\infty} x_i = 0$$

$$-m + \sum_{i=1}^{m} x_i - \theta \sum_{i=1}^{m} x_i + \theta \sum_{i=1}^{m} x_i = 0 \Rightarrow m\theta = \sum_{i=1}^{m} x_i \Rightarrow \theta = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i$$

$$\hat{\theta}_{ab} = \frac{10}{20}$$
 ruma valarilar din examinar de talie 20

Informatia Fisher

 $J_{m} = m J_{A}$

$$J_{m} = m \operatorname{E} \left[\left(\frac{\partial \operatorname{lm} f(\mathfrak{X} | \Phi)}{\partial \Phi} \right)^{2} \right]$$

$$J_{m} = -m \operatorname{E} \left[\frac{\partial^{2} f(\mathfrak{X} | \Phi)}{\partial \Phi} \right]$$

$$f(\mathfrak{X}, \Phi) = \Phi^{\mathfrak{X}} (\mathfrak{I} - \Phi)^{1-\mathfrak{X}}$$

$$ln f(\mathfrak{X}, \Phi) = ln \Phi^{\mathfrak{X}} + ln (\mathfrak{I} - \Phi)^{1-\mathfrak{X}} = \mathfrak{X} ln \Phi + (\mathfrak{I} - \mathfrak{X}) ln (\mathfrak{I} - \Phi)$$

$$\frac{\partial ln f(\mathfrak{X}, \Phi)}{\partial \Phi} = \frac{\mathfrak{X}}{\Phi} + \frac{1-\mathfrak{X}}{\mathfrak{I} - \Phi} \cdot (-\mathfrak{I}) = \frac{\mathfrak{X}}{\Phi} - \frac{1-\mathfrak{X}}{\mathfrak{I} - \Phi}$$

$$\frac{\partial^{2} ln f(\mathfrak{X}, \Phi)}{\partial \Phi^{2}} = -\frac{\mathfrak{X}}{\Phi^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{\mathfrak{X}}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}}$$

$$= \mathfrak{I} \left[-\frac{\mathfrak{X}}{\Phi^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{\mathfrak{X}}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} \right] = \frac{1}{\Phi^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{\mathfrak{I} \operatorname{Im} f(\mathfrak{X}, \Phi)}{\mathfrak{I} - \Phi} = \frac{1}{\Phi^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{\mathfrak{I} \operatorname{Im} f(\mathfrak{X}, \Phi)}{\mathfrak{I} - \Phi} = \frac{1}{\Phi^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} = \frac{1}{\Phi^{2}} + \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} = \frac{1}{\Phi^{2}} + \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} - \frac{1}{(\mathfrak{I} - \Phi)^{2}} + \frac{1}$$

* Se stie din terrie cà mudia la Bernoulli este E[X] =0