

Föreläsning

12

Anta nu att vi vill bilda konf-int

där θ^* ej är N-fördelat men approximativt N-fördelat

Hittills har konf-intervallet varit

$$I_{\theta} = \theta_{obs}^* \pm D(\theta^*) \cdot \frac{1}{2} \alpha$$

$$\text{eller } I_{\theta} = \theta_{obs}^* \pm d(\theta^*) \cdot t_{\frac{\alpha}{2}}(f)$$

~~här är inte θ^* N-fördelat~~

Anta t.ex att vi vill bilda

konf-int för $\mu_X - \mu_Y$ när

$$E(X_i) = \mu_X \dots \quad \bar{X}_i \in N(\mu_X, \sigma_X) \text{ och } \bar{Y}_j \in N(\mu_Y, \sigma_Y)$$

och $\sigma_X \neq \sigma_Y$ och σ_X och σ_Y är okända

Om stickproven är tillräckligt stora (C.G.S.)

kan vi då bilda ett ~~approximativt~~ konf-int
med approximativt konfidensgrad $1 - \alpha$ för $\mu_X - \mu_Y$
även om observationerna inte kommer från en N-fördelning

$$= I_{\mu_X - \mu_Y} = \bar{X} - \bar{Y} \pm \underbrace{\sqrt{\frac{s_X^2}{n_X} + \frac{s_Y^2}{n_Y}}}_{d(\hat{\mu}_X^* - \hat{\mu}_Y^*)} \cdot \frac{1}{2} \alpha$$

Vid alla tidigare konf-int kan det approximativa
konf-intervall användas om n tillräckligt
stort även om vi ej har N-fördelning från början

C.G.S

Anta $\bar{X} \in \text{Bin}(n, p)$

Vi skattar p med $\frac{X}{n}$

div-s $p^* = \frac{\bar{X}}{n}$ $p_{obs}^* = \frac{X}{n}$

om $n p_{obs}^* (1 - p_{obs}^*) \geq 10$ RM vi bildar

konf-int med approximativ konf-grad enligt 12.3

~~I~~ $I_{\theta} = \theta_{obs}^* \pm d(\theta^*) \cdot \frac{1}{2}$

$\Rightarrow I_p = p_{obs}^* \pm \sqrt{\frac{p_{obs}^* (1 - p_{obs}^*)}{n}} \cdot \frac{1}{2}$

Konf-int för skillnad mellan andelar

$I_{p_x - p_y} = p_{obs}^* - p_{obs}^* \pm \sqrt{\frac{p_{obs}^* (1 - p_{obs}^*)}{n_x} + \frac{(p_{obs}^* (1 - p_{obs}^*))}{n_y}} \cdot \frac{1}{2}$

Anta $\bar{X} \in \text{Po}(\mu)$ och $\mu > 15$

$\Rightarrow I_{\mu} = \mu_{obs}^* \pm \sqrt{\frac{\bar{X}}{n}} \cdot \frac{1}{2}$
↑
 \bar{X}

Konf-int för σ när $Z_{i|a} \in N(\mu, \sigma^2)$ ②
n oäknt
 σ oäknt

OM vi har att $Z_{i|a}$ är oberoende och $N(0, 1)$

gäller att $\sum_{i=1}^n Z_{i|a}^2 \in \chi^2(n)$ se F.S §4

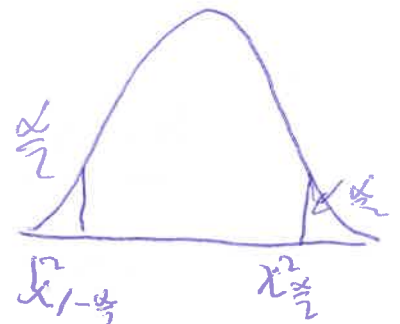
~~Fylla in på~~

Vidare gäller att

$$\sum \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^2 = \frac{1}{\sigma^2} \sum (X_i - \bar{X})^2 \in \chi^2(n-1) \text{ se §6}$$

$$\text{§11.26} \quad \frac{1}{\sigma^2} \sum (X_i - \bar{X})^2 = \frac{(n-1)}{\sigma^2} \cdot \frac{1}{n-1} \sum (X_i - \bar{X})^2 = \frac{(n-1)}{\sigma^2} S^2$$

d.v.s $\frac{(n-1)}{\sigma^2} S^2 \in \chi^2(n-1)$



$$P\left(\frac{(n-1)}{\sigma^2} S^2 > \chi^2_{\frac{\alpha}{2}}\right) = \frac{\alpha}{2}$$

$$P\left(\sigma^2 < \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}}\right) = \frac{\alpha}{2}$$

$$P\left(\sigma < \sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}}\right) = \frac{\alpha}{2}$$

$$P(\sigma < \sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)}}) = 1 - \frac{\alpha}{2} \quad (4)$$

$$\Rightarrow I_\sigma = \left(\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}}, \sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)}} \right)$$

$$I_{\sigma^2} = \left(\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)} \right)$$

jfr § 12.4

$$I_\theta = \left(\theta_{obs}^* \sqrt{\frac{f}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(f)}}, \theta_{obs}^* \sqrt{\frac{f}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(f)}} \right)$$

jfr § 12.4 $f \cdot \left(\frac{\theta^*}{\theta}\right)^2 \in \chi^2(f)$

med § 11.1b $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \in \chi^2(n-1)$

$$\Rightarrow f = 1 \quad \theta = \sigma \text{ och } \theta_{obs}^* = S$$

ger intervallet för I_σ ovan

Fel för funktion ~~Estimering~~ sid 1

Anta att vi fått data $\lambda_{obs}^* = \frac{1}{\bar{X}}$ där $X_i \in \text{exp}(\lambda)$

Vi vill ha $E(\lambda^*)$ och medelfelet $D(\lambda^*)_{obs}$
(vi vet att $E(\bar{X}_i) = \frac{1}{\lambda}$ och $D(\bar{X}_i) = \frac{1}{\lambda^2}$)

men ~~sk~~ λ_{obs}^* beror ej linjärt av \bar{X}_i na

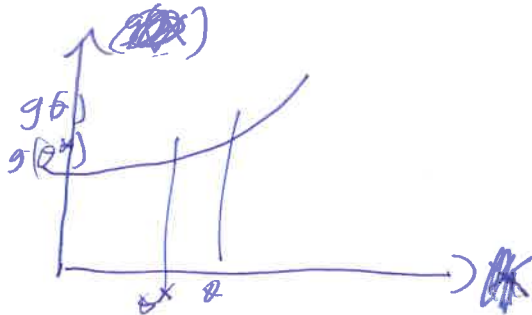
Så vi har inte använda oss av att

$$E[a\bar{X}+b] = aE(\bar{X}) + b$$

$$\text{och } V(a\bar{X}+b) = a^2 V(\bar{X})$$

~~lös~~ Taylorutveckla kring θ^* om (θ^* ligger nära θ)

Härledning av
§9.4 av i.F.S.



$$\psi^* = g(\theta^*) = g(\theta) + (\theta^* - \theta)g'(\theta) + \frac{(\theta^* - \theta)^2}{2!}g''(\theta) + \dots$$

restterm

$$E[g(\theta^*)] \approx E[g(\theta)] + E[(\theta^* - \theta)g'(\theta)] =$$

hoast hoast

$$= \underbrace{V[g(\theta)]}_{=0} + g'(\theta) \cdot \underbrace{[E[\theta^*] - \theta]}_{=0 \text{ ty vvr}} =$$

$$= g(E[\theta^*])$$

$$\text{D.v.s } E[g(\theta^*)] \approx g[E(\theta^*)] = g(\theta) \approx \underline{\underline{g(\theta_{obs}^*)}}$$

$$V[g(\theta^*)] = V[g(\theta) + (\theta^* - \theta)g'(\theta)] =$$

hoast hoast

$$= [g'(\theta)]^2 V[\theta^* - \theta] = [g'(\theta)]^2 V(\theta^*)$$

hoast

$$\Rightarrow D[g(\theta^*)] \approx \underline{\underline{[g'(\theta)]^2 D(\theta^*)}}$$

ÜV Nr. 11, 13b

Fcl für Parameter μ Sitz

hier $\theta^* = \bar{x}$

$$E[\hat{\mu}^*] = E\left(\frac{1}{\bar{X}}\right) \stackrel{\text{gZfBS}}{\approx} \frac{1}{E(\bar{X})} = \frac{1}{\mu} = 1$$

$$\hat{\mu}^* = g(\theta^*) = \frac{1}{\bar{X}}$$

$$V[\hat{\mu}^*] = |g'(\bar{x})|^2 \cdot V(\bar{X}) = \left(-\frac{1}{\bar{x}^2}\right)^2 \cdot \frac{\sigma^2}{n} =$$

$$= \left(\frac{1}{\bar{x}^2}\right)^2 \cdot \frac{1}{n \cdot n}$$

$$D(\hat{\mu}^*) = \frac{1}{\bar{x}^2} \cdot \frac{1}{\sqrt{n}}$$

$$d(\hat{\mu}^*) = D_{obs}^*(\hat{\mu}^*) = \frac{1}{\bar{x}^2} \cdot \frac{\bar{x}}{\sqrt{n}} = \frac{1}{\bar{x} \cdot \sqrt{n}}$$

