

## Fordeling af ML estimator

Husk mængden

$$E = \{y : \text{MLE eksisterer}\}$$

Definér rod af matrix

$$A^{1/2} : A = A^{1/2}(A^{1/2})^T$$

Denne eksisterer for positive semidefinitte matricer og er ikke nødvendigvis entydige. Cholesky dekomposition er én metode til at finde sådan en matrix.

## Sætning

Underregularitetsbetingelser, gælder at når  $n \rightarrow \infty$

1.  $P(Y \in E) \rightarrow 1$ : Hvis vi har et tilstrækkeligt stort datasæt, så er der stor chance for at MLE eksisterer
2.  $P(Y \in E, \|\hat{\theta} - \theta\| \leq \varepsilon) \rightarrow 1, \forall \varepsilon > 0$  kaldes asymptotisk konsistens
3.  $\mathbf{1}[y \in E] i(\hat{\theta})^{1/2}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow{D} N_k(0, I_k)$   
 $\mathbf{1}[y \in E] j(\hat{\theta})^{1/2}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow{D} N_k(0, I_k)$   
Disse er praktisk anvendelige
4.  $\mathbf{1}[y \in E] i(\theta)(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow{D} N_k(0, T_k)$  – teoretisk

Bemærk: Hvis  $y \in E$ , så svarer 4. til  $\hat{\theta} \xrightarrow{D} N_k(\theta, i^{-1}(\theta))$ . Dette kaldes asymptotisk centralitet og har asymptotisk efficiens.

De tre ovenstående kvaliteter, asymptotisk konsistens, centralitet og efficiens, er ønskværdige for en estimator.

Hvis  $Var_{i,i}(\hat{\theta})$  er det  $i$ 'te diagonalelement af  $j^{-1}(\hat{\theta})$ , så

$$\hat{\theta}_i \xrightarrow{D} N(\theta_i, Var_{i,i}(\hat{\theta}))$$

## Kvadratisk approksimation af log-likelihood

Lav en 2.-ordens Taylorapproksimation omkring  $\hat{\theta}$  ( $\hat{\theta}$  1-dimensionel).

$$l(\theta) \approx l(\hat{\theta}) + l'(\hat{\theta})(\theta - \hat{\theta}) - \frac{1}{2}j(\hat{\theta})(\theta - \hat{\theta})^2$$

Midterste led er 0 da det er sådan vi har fundet  $\hat{\theta}$ . Dvs.

$$j_{norm} \approx -\frac{1}{2}j(\hat{\theta})(\theta - \hat{\theta})^2$$

Taylorapproximationen kan ses som en normalfordelingsapproximation. **Vektorversion**

$$l_{norm} \approx -\frac{1}{2}(\theta - \hat{\theta})^T j(\hat{\theta})(\theta - \hat{\theta})$$

### Hypotesetest

Antag model  $f_Y(y; \theta)$  med  $\theta \in \Omega$ . To hypoteser:

- Nulhypotese:  
 $H_0 : \theta \in \Omega_0, \Omega_0 \in \Omega$
- $H_1 : \theta \in \Omega | \Omega_0$

### Teststørrelse/teststatistik

$T(Y)$ .  $T$  funktion af data med kendt fordeling under  $H_0$ , altså forudsat at den er rigtig,  $T(y)$  konkret værdi.

### $p$ -værdi

Sandsynligheden for at observere en teststørrelse der ligger mere ekstremt end den observerede, givet at  $H_0$  er sand.

- Små  $p$ -værdier er (statistisk) bevis mod  $H_0$ . Forkast  $H_0$ .
- Store  $p$ -værdier: acceptér  $H_0$ . Dette betyder ikke, at den er sand, men blot at data ikke siger at den er usand. Måske ikke nok data?

### Fejl

- Sand  $H_0$  men forkastes kaldes type 1 fejl
- Falsk  $H_0$  men accepteres kaldes type 2 fejl

Sandsynligheden for en type 1 fejl kaldes signifikansniveau,  $\alpha = P(\text{type 1})$ .  $\alpha$  vælges frit i  $(0, 1)$ , men typisk  $\alpha = 0.05$ . Den sætter grænsen for store/små  $p$ -værdier, dvs. forkast  $H_0$  hvis  $p < \alpha$ .

### Likelihood ratio test

Lav en nulhypotese

- $H_0 : \theta \in \Omega_0, \dim(\Omega_0) = m$
- $H_1 : \theta \in \Omega | \Omega_0, \dim(\Omega) = k$
- $m < k$

## Likelihood ratio

$$\lambda(y) = \frac{\sup_{\theta \in \Omega_0} l(\theta; y)}{\sup_{\theta \in \Omega} l(\theta; y)} \in [0, 1]$$

Små værdier er kritiske for  $H_0 - H_0$  forkastes hellere ved små værdier, mens store værdier bekræfter.

## $\chi^2$ -fordeling

Hvis  $X_1, \dots, X_n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, 1)$ , så er  $X_1^2 + \dots + X_n^2 \sim \chi^2(n)$ . Hvor  $n$  er frihedsgrader.

Den er et specialtilfælde af gammafordelinge:  $\chi^2(n) = \Gamma(\frac{n}{2}, 2)$ .

## Sætning

Givet regularitetsantagelser, så gælder under  $H_0$ , at

$$-2 \ln(\lambda(Y)) \xrightarrow{D} \chi^2(k - m)$$

når datamængden går mod uendelig.

Bemærk: store værdier af  $-2 \ln(\lambda(Y))$  er kritiske for  $H_0$ . Testen kaldes højresidet, fordi det kritiske område ligger til højre i fordelingen.

## $p$ -værdi for likelihood ratio test

$$\begin{aligned} p(y) &= \sup_{\theta \in \Omega_0} P(\lambda(Y) \leq (\lambda(y))) \\ &= \sup_{\theta \in \Omega_0} P(-2 \ln(\lambda(Y)) \leq -2 \ln(\lambda(y))) \end{aligned}$$