

## M5120 – cvičení

### Odhady parametrů metodou maximální věrohodnosti a momentovou metodou

Ondřej Pokora (pokora@math.muni.cz)

Ústav matematiky a statistiky, Přírodovědecká fakulta, Masarykova univerzita, Brno

(podzim 2015)



# Maximálně věrohodné odhady

**Náhodný výběr**  $X_1, \dots, X_n$  rozsahu  $n$  z rozdělení pravděpodobnosti  $P$ :

- ▶  $X \sim P$  ( $i = 1, \dots, n$ )
- ▶  $X_1, \dots, X_n$  jsou stochasticky nezávislé
- ▶ Co to znamená pro vztah mezi simultánní a marginální hustotou pravděpodobnosti  $f(x)$  (pravděpodobnostní funkci  $p(x)$ ) ?

Rozdělení pravděpodobnosti závislé na parametru (parametrech)  $\theta$ :

- ▶  $f(x), p(x)$  jako funkce proměnné  $\theta \Rightarrow L(\theta)$
- ▶ **Věrohodnostní funkce  $L(\theta)$  a logaritmická věrohodnostní funkce  $\ell(\theta)$ :**

$$L(\theta) = L(\theta; x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta)$$

$$\ell(\theta) = \ell(\theta; x_1, \dots, x_n) = \ln L(\theta; x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i; \theta) = \sum_{i=1}^n \ln p(x_i; \theta)$$

- ▶ Jak odhadnout  $\theta$  ze znalosti  $X_1, \dots, X_n$  ?

# Maximálně věrohodné odhady

Myšlenka: parametr  $\theta$  odhadneme hodnotou, která je při daném náhodném výběru ze známého rozdělení pravděpodobnosti nejvíce pravděpodobná.

**Maximálně věrohodný odhad (MLE = maximum likelihood estimator)**  $\hat{\theta}_{\text{ML}}$  parametru  $\theta$  se získá maximalizací věrohodnostní funkce  $L(\theta)$ :

$$\hat{\theta}_{\text{ML}} : L(\theta; x_1, \dots, x_n) \rightarrow \max_{\theta}, \quad \text{resp. } \ell(\theta; x_1, \dots, x_n) \rightarrow \max_{\theta}$$

To znamená najít stacionární bod funkce  $\ell(\theta)$  vzhledem k  $\theta$ ,

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \ell(\theta) = 0 \quad (\text{věrohodnostní rovnice}),$$

a ověřit 2. diferenciál, resp. derivaci,

$$\left. \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ell(\theta) \right|_{\theta=\hat{\theta}_{\text{ML}}} < 0 .$$

Poznámka: v případě vektoru parametrů  $\theta$  řešíme soustavu věrohodnostních rovnic pro  $\theta$  z 1. derivací a ověřujeme negativní definitnost matice 2. derivací.

# Odhady parametrů metodou momentů

**(Teoretické) momenty** rozdělení pravděpodobnosti náhodné veličiny  $X$

$$M_p(\theta) = E(X^p), \quad p = 1, 2, \dots$$

závisí na neznámých parametru (parametrech), které(y) chceme odhadnout.

**Výběrové momenty** počítáme z realizace náhodného výběru:

$$m_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^p, \quad p = 1, 2, \dots .$$

Položíme

$$M_p(\theta) = m_p, \quad p = 1, 2, \dots ,$$

čímž obdržíme soustavu rovnic pro parametr(y)  $\theta$ .

V praxi volíme kolik rovnic (taková  $p$ ), abychom jejich řešením (algebraickým, či numerickým) byli schopni spočítat odhady všech neznámých parametrů.

## Příklad 1

$X$  je diskrétní náhodná veličina s pravděpodobnostní funkcí  $p(x; \theta)$

$x$	0	1	2	3
$p(x; \theta)$	$\frac{2}{3}\theta$	$\frac{1}{3}\theta$	$\frac{2}{3}(1-\theta)$	$\frac{1}{3}(1-\theta)$

závislou na parametru  $\theta$ .

Pro náhodný výběr  $X = (3, 0, 2, 1, 3, 2, 1, 0, 2, 1)$  rozsahu 10 spočítejte

- ▶ maximálně věrohodný odhad  $\hat{\theta}_{\text{ML}}$  pomocí maximalizace  $L(\theta)$ ,
- ▶ maximálně věrohodný odhad  $\hat{\theta}_{\text{ML}}$  pomocí maximalizace  $\ell(\theta)$ ,
- ▶ odhad  $\hat{\theta}_M$  momentovou metodou.

Analogické odhady pak spočítejte i pro náhodný výběr

$X^* = (3, 0, 2, 1, 3, 2, 1, 0, 2, 0)$ . Výsledky porovnejte.

## Řešení

$$EX = \frac{7}{3} - 2\theta, \quad X: \hat{\theta}_{\text{ML}} = \frac{1}{2}, \hat{\theta}_M = \frac{5}{12}; \quad X^*: \hat{\theta}_{\text{ML}} = \frac{1}{2}, \hat{\theta}_M = \frac{7}{15}$$

## Příklad 2

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z binomického rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Bi}(m, \theta)$  s daným  $m \in \mathbb{N}$  odvodte odhady neznámého parametru  $\theta \in (0; 1)$  metodou maximální věrohodnosti a momentovou metodou.

Odhady pak vyčíslete pro náhodný výběr  $X = (2, 3, 3, 2, 2, 3, 3, 4, 1, 3)$  a  $m = 8$ .

### řešení

$$p(x; \theta) = \begin{cases} \binom{m}{x} \theta^x (1 - \theta)^{m-x}, & x = 1, \dots, m, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$\ell(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln \binom{m}{x_i} + \ln \theta \sum_{i=1}^n x_i + \ln(1 - \theta) \sum_{i=1}^n (m - x_i)$$

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta} = \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n x_i - \frac{1}{1 - \theta} \sum_{i=1}^n (m - x_i)$$

věrohodnostní rovnice:  $\theta \sum_{i=1}^n (m - x_i) = (1 - \theta) \sum_{i=1}^n x_i \Rightarrow \hat{\theta}_{\text{ML}} = \frac{1}{m} \bar{X} = \frac{13}{40}$

$$EX = m\theta \Rightarrow \hat{\theta}_{\text{M}} = \frac{1}{m} \bar{X}$$

### Příklad 3

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z rovnoměrného spojitého rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Rs}([0; \theta])$  odvodte odhad neznámého parametru  $\theta > 0$  metodou maximální věrohodnosti a momentovou metodou.

### řešení

$$f(x; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$L(\theta) = \begin{cases} \theta^{-n}, & 0 \leq x_i \leq \theta, \quad i = 1, \dots, n, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$\hat{\theta}_{\text{ML}} = \max \{X_1, \dots, X_n\}$$

Tento ML-odhad ale není vhodný, je totiž vychýlený, konkrétně podhodnocený.  
Proč? Odhad momentovou metodou je v tomto případě nestranný:

$$EX = \frac{\theta}{2}, \quad \hat{\theta}_M = 2\bar{X}$$

## Příklad 4

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z rovnoměrného spojitého rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Rs}((0; \theta))$  odvodte odhad neznámého parametru  $\theta > 0$  metodou maximální věrohodnosti a momentovou metodou.

## Řešení

$$f(x; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 < x < \theta, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$L(\theta) = \begin{cases} \theta^{-n}, & 0 < x_i < \theta, \quad i = 1, \dots, n, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

ML-odhad zde neexistuje. Proč?

Odhad momentovou metodou vyjde stejně jako v předchozím případ.

## Příklad 5

Pro náhodný výběr  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  z rovnoměrného spojitého rozdělení pravděpodobnosti  $R_s([\theta; \theta + 1])$  odvodte odhad neznámého parametru  $\theta \in \mathbb{R}$  metodou maximální věrohodnosti a momentovou metodou.

### řešení

$$f(x; \theta) = \begin{cases} 1, & \theta \leq x \leq \theta + 1, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$L(\theta) = \begin{cases} 1, & \theta \leq x_i \leq \theta + 1, \quad i = 1, \dots, n, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

Odtud lze pro hledaný odhad nalézt podmínku

$$\max \{X_1, \dots, X_n\} - 1 \leq \hat{\theta}_{\text{ML}} \leq \min \{X_1, \dots, X_n\},$$

ML-odhad tedy v tomto případě není určen jednoznačně. Proč?

Odhad momentovou metodou je v tomto případě nestranný:

$$EX = \theta + \frac{1}{2}, \quad \hat{\theta}_{\text{M}} = \bar{X} - \frac{1}{2}$$

## Příklad 6

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z geometrického rozdělení  $\text{Ge}(\theta)$ , kde  $X$  značí počet neúspěchů před prvním úspěchem, odvodte odhadu neznámého parametru  $\theta \in (0; 1)$  metodou maximální věrohodnosti a momentovou metodou. Odhadu pak vyčíslete pro náhodný výběr  $X = (0, 1, 0, 2, 3, 1, 1, 0, 3, 0)$ .

## řešení

$$p(x; \theta) = \begin{cases} \theta(1 - \theta)^x, & x = 0, 1, 2, \dots, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$\ell(\theta) = n \ln \theta + \ln(1 - \theta) \sum_{i=1}^n x_i,$$

$$\text{věrohodnostní rovnice: } \theta \sum_{i=1}^n x_i = (1 - \theta)n,$$

$$\hat{\theta}_{\text{ML}} = \frac{1}{1 + \bar{X}} = \frac{10}{21},$$

Jakým způsobem spočítáte střední hodnotu?  $EX = \frac{1 - \theta}{\theta}$

$$\hat{\theta}_{\text{M}} = \frac{1}{1 + \bar{X}}$$

## Příklad 7

Předchozí úlohu vyřešte pro náhodný výběr z geometrického rozdělení, kde  $X$  značí počet všech pokusů až do prvního úspěchu.

Odhady pak vyčíslete pro náhodný výběr  $X = (1, 2, 1, 3, 4, 2, 2, 1, 4, 1)$ .

## řešení

$$p(x; \theta) = \begin{cases} \theta(1 - \theta)^{x-1}, & x = 0, 1, 2, \dots, \\ 0, & \text{jinak.} \end{cases}$$

$$\hat{\theta}_{\text{ML}} = \frac{1}{\bar{X}} = \frac{10}{21},$$

$$\text{EX} = \frac{1}{\theta}, \quad \hat{\theta}_{\text{M}} = \frac{1}{\bar{X}}$$

## Příklad 8

Pro náhodný výběr  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  z normálního (Gaussova) rozdělení  $N(\mu, \sigma^2)$ , odvod'te odhady neznámých parametrů  $\mu$ ,  $\sigma^2$ .

### řešení

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$

$$L(\mu, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \prod_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$

$$\ell(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

Hledáme stacionární bod  $\mu, \sigma^2$ , derivujeme dle  $\mu$  a  $\sigma^2$ :

$$\frac{\partial \ell}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu), \quad \frac{\partial \ell}{\partial (\sigma^2)} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

Uvědomte si geometrický význam parametru  $\mu$  a první věrohodnostní rovnice. Při odvozování druhé rovnice je výhodné se vyhnout derivování podle  $\sigma$ .

## řešení (pokračování)

Dostáváme věrohodnostní rovnice

$$\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = 0, \quad n \sigma^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2.$$

Z první rovnice určíme ML-odhad  $\mu$ , do druhé jej pak dosadíme a určíme ML-odhad  $\sigma^2$ :

$$\hat{\mu}_{\text{ML}} = \bar{X}, \quad \hat{\sigma^2}_{\text{ML}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2$$

Tyto výsledky už pro nás přitom nejsou novinkou. Jak se ML-odhad  $\sigma^2$  liší od výběrového rozptylu?

## řešení (pokračování)

Pro kontrolu maxima potřebujeme spočítat Hessovu matici

$$H = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ell}{\partial \mu^2} & \frac{\partial^2 \ell}{\partial \mu (\sigma^2)} \\ \frac{\partial^2 \ell}{\partial (\sigma^2) \partial \mu} & \frac{\partial^2 \ell}{\partial (\sigma^2)^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{n}{\sigma^2} & 0 \\ 0 & -\frac{n}{2\sigma^4} \end{pmatrix}$$

a ověřit její negativní definitnost (ve stacionárním bodě)

$$|H_1| = -\frac{n}{\sigma^2} < 0, \quad |H_2| = -\frac{n^2}{2\sigma^6} > 0$$

Odhady momentovou metodou:

$$\hat{\mu}_M = \bar{X}, \quad \hat{\sigma^2}_M = m_2 - (\bar{X})^2$$

## Příklad 9

Pro náhodný výběr  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  z logaritmického normálního rozdělení pravděpodobnosti  $\text{LN}(\mu, \sigma^2)$  s hustotou

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}x} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad \text{pro } x > 0; \quad f(x) = 0 \quad \text{jinak.}$$

odvod'te odhady neznámých parametrů  $\mu, \sigma^2$ .

## řešení

$$\ell(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \sum_{i=1}^n \ln x_i - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2$$

$$\hat{\mu}_{\text{ML}} = \overline{\ln X}, \quad \hat{\sigma^2}_{\text{ML}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \overline{\ln X})^2$$

$$\text{EX} = \exp\left(\mu + \frac{1}{2}\sigma^2\right), \quad \text{EX}^2 = \exp\left(2\mu + 2\sigma^2\right)$$

$$\hat{\mu}_M = 2 \ln \overline{X} - \frac{1}{2} m_2, \quad \hat{\sigma^2}_M = \ln m_2 - 2 \ln \overline{X}$$

## Příklad 10

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z exponenciálního rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Ex}(\mu)$  s hustotou

$$f(x) = \frac{1}{\mu} \exp\left[-\frac{x}{\mu}\right] \quad \text{pro } x \geq 0; \quad f(x) = 0 \quad \text{jinak.}$$

odvodte odhady neznámého parametru  $\mu > 0$ .

## řešení

$$\ell(\mu) = -n \ln \mu - \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^n x_i, \quad \widehat{\mu}_{\text{ML}} = \bar{X}$$

$$\text{EX} = \mu, \quad \text{EX}^2 = 2\mu^2, \quad \widehat{\mu}_{\text{M}} = \bar{X}$$

## Příklad 11

Pro náhodný výběr  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  z exponenciálního rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Ex}(\lambda)$  s hustotou

$$f(x) = \lambda \exp(-\lambda x) \quad \text{pro } x \geq 0; \quad f(x) = 0 \quad \text{jinak.}$$

odvod'te odhady neznámého parametru  $\lambda > 0$ .

## řešení

$$\ell(\lambda) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i, \quad \widehat{\lambda}_{\text{ML}} = \frac{1}{\bar{X}}$$

$$\text{EX} = \frac{1}{\lambda}, \quad \text{EX}^2 = \frac{2}{\lambda^2}, \quad \widehat{\lambda}_{\text{M}} = \frac{1}{\bar{X}}$$

## Příklad 12

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z Weibullova rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Wb}(\lambda, k)$  s hustotou

$$f(x) = k \lambda x^{k-1} \exp[-\lambda x^k] \quad \text{pro } x \geq 0; \quad f(x) = 0 \quad \text{jinak.}$$

odvod'te odhadu neznámého parametru  $\lambda > 0$  při známé hodnotě parametru  $k > 0$ .

## řešení

$$\ell(\lambda) = n \ln k + n \ln \lambda + (k-1) \sum_{i=1}^n \ln x_i - \lambda \sum_{i=1}^n x_i^k, \quad \hat{\lambda}_{\text{ML}} = \frac{1}{\bar{X}^k}$$

$$\text{EX} = \frac{1}{k} \lambda^{-\frac{1}{k}} \Gamma\left(\frac{1}{k}\right), \quad \text{EX}^2 = \lambda^{-\frac{2}{k}} \Gamma\left(1 + \frac{2}{k}\right)$$

## Příklad 13

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z Rayleighova rozdělení pravděpodobnosti  $\text{Ra}(s)$  s hustotou

$$f(x) = \frac{x}{s} \exp\left[-\frac{x^2}{2s}\right] \quad \text{pro } x \geq 0; \quad f(x) = 0 \quad \text{jinak.}$$

odvod'te odhadu neznámého parametru  $s > 0$ .

## řešení

$$\ell(\lambda) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i, \quad \widehat{s}_{\text{ML}} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

$$\text{EX} = \sqrt{\frac{\pi s}{2}}, \quad \text{EX}^2 = 2s$$

$$\widehat{s}_{\text{M}} = \frac{2m_1^2}{\pi}, \quad \text{anebo} \quad \widehat{s}_{\text{M}} = \frac{m_2}{2}$$

## Příklad 14

Pro náhodný výběr  $X = (X_1, \dots, X_n)$  z Gamma rozdělení pravděpodobnosti  $\Gamma(\lambda, k)$  s hustotou

$$f(x) = \frac{\lambda^k}{\Gamma(k)} x^{k-1} \exp[-\lambda x] \quad \text{pro } x \geq 0; \quad f(x) = 0 \quad \text{jinak.}$$

odvod'te (rovnice pro) odhady neznámých parametrů  $\lambda > 0$  a  $k > 0$ .

Pomůcka:  $\frac{\partial}{\partial k} \ln \Gamma(k) = \Psi(k)$  = digamma funkce.

## řešení

$$\ell(\lambda, k) = n k \ln \lambda - n \ln \Gamma(k) + (k-1) \sum_{i=1}^n \ln x_i - \lambda \sum_{i=1}^n x_i$$

věrohodnostní rovnice:  $\hat{\lambda}_{\text{ML}} = \frac{\hat{k}_{\text{ML}}}{\bar{X}}, \quad \Psi(\hat{k}_{\text{ML}}) = \ln \hat{k}_{\text{ML}} - \ln \bar{X} + \bar{X}$

$$EX = \frac{k}{\lambda}, \quad EX^2 = \frac{k(k+1)}{\lambda^2}, \quad \hat{\lambda}_M = \frac{m_1}{m_2 - m_1^2}, \quad \hat{k}_M = \frac{m_1^2}{m_2 - m_1^2}$$