

11. cvičení z PSt

1. Necht

$$\hat{\theta}_{\text{MLE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i.$$

(a)

$$E(\hat{\theta}_{\text{MLE}}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} \cdot n\theta = \theta.$$

Estimátor je tedy nestranný.

(b) Vedle MLE estimátoru lze vzít například:

$$\hat{\theta}_1 = X_1,$$

Je nestranný, protože

$$E(X_i) = \theta.$$

Rozptyl:

$$\text{Var}(\hat{\theta}_1) = \theta(1 - \theta),$$

Pro MLE estimator platí:

$$\text{Var}(\hat{\theta}_{\text{MLE}}) = \frac{\theta(1 - \theta)}{n}.$$

MLE má tedy menší rozptyl. Zajímavé je, že tomto případě to platí pro každý nestranný estimator θ !

2. Model:

$$Y_i = ax_i + b + \varepsilon_i, \quad f(\varepsilon) = \frac{1}{2}e^{-|\varepsilon|}.$$

Hustota Y_i :

$$f(y_i) = \frac{1}{2}e^{-|y_i - ax_i - b|}.$$

Likelihood:

$$L(a, b) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{2}e^{-|y_i - ax_i - b|} = 2^{-n}e^{-\sum_{i=1}^n |y_i - ax_i - b|}.$$

Log-likelihood:

$$\ell(a, b) = -n \log 2 - \sum_{i=1}^n |y_i - ax_i - b|.$$

Maximalizace $\ell(a, b)$ je tedy ekvivalentní minimalizaci

$$\sum_{i=1}^n |y_i - ax_i - b|.$$

3. Platí

$$\hat{\mu}_{\text{MLE}} = \bar{X}, \quad \hat{\mu}' = \frac{1}{2}\bar{X}.$$

Protože

$$E(\bar{X}) = \mu, \quad \text{Var}(\bar{X}) = \frac{1}{n},$$

máme pro MLE:

$$\text{Bias}(\hat{\mu}_{\text{MLE}}) = 0,$$

$$\text{Var}(\hat{\mu}_{\text{MLE}}) = \frac{1}{n},$$
$$\text{MSE}(\hat{\mu}_{\text{MLE}}) = \frac{1}{n}.$$

Pro druhý estimátor:

$$E(\hat{\mu}') = \frac{\mu}{2},$$

tedy

$$\text{Bias}(\hat{\mu}') = -\frac{\mu}{2}.$$

Dále

$$\text{Var}(\hat{\mu}') = \frac{1}{4} \text{Var}(\bar{X}) = \frac{1}{4n}.$$

A konečně

$$\text{MSE}(\hat{\mu}') = \text{Var}(\hat{\mu}') + \text{Bias}(\hat{\mu}')^2 = \frac{1}{4n} + \frac{\mu^2}{4}.$$

Druhý estimátor má menší rozptyl, ale nenulový bias. Pro malá $|\mu|$ může mít menší MSE než MLE estimátor.