

Unscented Particle Filter

May 31, 2021

Έφη Λαμπράκη, elampraki@ece.auth.gr, AEM: 9320

Γεώργιος Σπαΐας, gspaiasa@ece.auth.gr, AEM: 8910

Κοστέογλου Σωκράτης, sokrkose@ece.auth.gr, AEM: 8837

Exercise 1

Let X_1, X_2, \dots, X_N be a random sample from a population with density $f_X(x|\theta)$, $\theta \in \{0, 1\}$ with:

$$f_X(x; 0) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in (0, 1) \\ 0 & \text{else} \end{cases}, f_X(x|\theta) = \begin{cases} \frac{1}{2\sqrt{x}} & \text{if } x \in (0, 1) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

Find the MLE.

Since $\theta \in \{0, 1\}$ we have to evaluate the likelihood for each discrete value it takes.

From the definition of the likelihood function we have that: $L_X(\theta) = f_X(x; \theta)$ $\theta \in \Theta$

So in our case we can see that $L_X(0) = f_X(x; 0) = 1$ for $x \in (0, 1)$

Now we must also evaluate the likelihood function at $\theta = 1$.

If we have a random sample \mathbf{X} of size n , the likelihood can be written as:

$$L_X(\theta) = \prod_{i=1}^n f_X(x|\theta) = \frac{1}{2^n \prod_{i=1}^n \sqrt{x_i}}$$

So for $\theta = 1$ the likelihood will also be $L_X(1) = \prod_{i=1}^n f_X(x|\theta) = \frac{1}{2^n \prod_{i=1}^n \sqrt{x_i}}$

So the MLE estimator will be:

$$\hat{\theta} = \begin{cases} 0 & 2^n \prod_{i=1}^n \sqrt{x_i} > 1 \\ 1 & 2^n \prod_{i=1}^n \sqrt{x_i} \leq 1 \end{cases}$$

Exercise 2

Let X_1, X_2, \dots, X_N be a random sample from a population with density

$$f_X(x; \theta) = \theta^x (1 - \theta)^{1-x} \quad \theta \in [0, 1/2] \quad , x \in \{0, 1\}$$

Για τον MLE εκτιμητή αρχικά θα πάρουμε την log-likelihood συναρτηση:

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

ή

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

Παραγωγίζοντας για την παραπάνω έχουμε:

$$\frac{d}{d\theta} \ln L_X(\theta) = \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n x_i + \frac{n}{\theta-1} - \frac{1}{\theta-1} \sum_{i=1}^n x_i$$

Προκειμένου να βρούμε τα ακρότατα απαιτούμε

$$\frac{d}{d\theta} \ln L_X(\theta) = 0$$

$$\Rightarrow \frac{1}{\theta} T + \frac{n}{\theta-1} - \frac{1}{\theta-1} T = 0$$

$$\Rightarrow \frac{T(\theta-1) + n\theta - T\theta}{\theta(\theta-1)} = 0$$

$$\Rightarrow n\theta - T = 0 \text{ όπου } T = \sum_{i=1}^n x_i$$

Άρα

$$\theta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Επιπλέον:

$$\frac{d^2}{d\theta^2} \ln L_X(\theta) = -\frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n x_i - \frac{1}{(\theta-1)^2} (n - \sum_{i=1}^n x_i)$$

Ισχύει ότι $x \in \{0, 1\}$ δηλαδή $0 \leq x_i \leq 1$ και:

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i \leq \sum_{i=1}^n 1 = n \Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i \leq n \Rightarrow n - \sum_{i=1}^n x_i \geq 0$$

Άρα έχουμε $\frac{d^2}{d\theta^2} \ln L_X(\theta) < 0$ διότι:

- Αν $0 < T < N$ τότε και οι δύο οροι είναι αρνητικοί
- Αν $T=0$ τότε $\frac{1}{(\theta-1)^2} n < 0$
- Αν $T=N$ τότε $-\frac{n}{\theta^2} < 0$

Άρα η $\ln L_X(\theta)$ είναι κοίλη συνάρτηση και έχουμε ολικό μέγιστο και MLE του θ το

$$\hat{\theta} = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \theta \in [0, 1]$$

Επειδή όμως τελικά ο χώρος των παραμέτρων μας είναι το $\theta \in [0, 1/2]$ θα έχουμε

$$\hat{\theta}_{MLE} = \min \left\{ \mu, \frac{1}{2} \right\}$$

Διότι εάν $\mu \leq \frac{1}{2}$ τότε το ολικό μέγιστο θα βρίσκεται εντός του διαστήματος της παραμέτρου.

Ενώ αν $\mu > \frac{1}{2}$ τότε $\hat{\theta} = \frac{1}{2}$ αφού $\ln L_X \uparrow$ στο $[0, \mu]$

Για την method of moments έχουμε:

$$\mu = E(x) = \sum_{i=1}^n x_i f_X(x_i; \theta) = 0 \cdot \theta^0 (1 - \theta)^1 + 1 \cdot \theta^1 (1 - \theta)^{1-1} = \theta$$

$$\text{Αρα } \hat{\theta} = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Exercise 3

Let X be a single random sample from a population with $\mathcal{N}(\theta, 1)$ distribution.

Find the MLE of θ under the constraint $\theta \geq 0$

$$\mathcal{N}(\theta, 1) \rightarrow f_X(x; \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\theta)^2}{2}}$$

Απο τα παραπάνω παίρνουμε οτι

$$\ln f_X(x; \theta) = -\frac{1}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2}(x - \theta)^2$$

και τελικά έχουμε την log-likelihood

$$\begin{aligned} \ln L_X(\theta) &= \sum_{i=1}^N -\frac{1}{2} \ln(2\pi) - \sum_{i=1}^N \frac{1}{2}(x_i - \theta)^2 \\ &= -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i - \theta)^2 \end{aligned}$$

Παραγωγίζουμε την log-likelihood και έχουμε:

$$\frac{d}{d\theta} \ln L_X(\theta) = \sum_{i=1}^n x_i - N\theta$$

Μηδενίζουμε την παράγωγο για να βρούμε ακρότατα

$$\frac{d}{d\theta} \ln L_X(\theta) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i - N\theta = 0 \Rightarrow \theta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i$$

Και συνεπώς ο MLE εκτιμητής μας θα είναι:

$$\hat{\theta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i$$