## Parameter Estimation

## پارامتر چیست؟

○ توزیعهای احتمال زیر را در نظر بگیرید:

$$\Rightarrow Ber(p) \qquad \theta = p$$

$$\Rightarrow Poi(\lambda) \qquad \theta = \lambda$$

$$\Rightarrow U(\alpha, \beta) \qquad \theta = (\alpha, \beta)$$

$$\Rightarrow N(\mu, \sigma^2) \qquad \theta = (\mu, \sigma^2)$$

$$\Rightarrow Beta(a, b) \qquad \theta = (a, b)$$

- این توزیعها را مدلهای پارامتری مینامیم.
- با داشتن مدل، این پارامترها هستند که شکل حقیقی توزیع را مشخص میکنند.
  - . پارامتر را غالبا با  $\theta$  نمایش می دهیم.
- . توجه کنید که  $\theta$  می تواند اسکالر (مثلا  $\theta=\lambda$ ) و یا برداری (مثلا که  $\theta=(\mu,\sigma^2)$ ) باشد.

#### تخمین نقطهای (Point Estimation)

 $(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 

n با داشتن نمونهای از متغیر تصادفی X با اندازه  $\circ$ 

$$\widehat{\widehat{\theta}} = \widehat{g(X_1, X_2, \dots, X_n)}$$

اگر: نخمین ما بیغرض (unbiased) یا نااریب خواهد بود، اگر:  $\theta$ 

$$E(\widehat{\theta}) = \theta$$

را باياس تخمين مينامند.  $(E(\widehat{\theta}) - \theta)$ 

# روش گشتاور (Method of Moments) وش گشتاور

مرتبه kام را به صورت زیر (sample moment) مرتبه kام را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$\widehat{m}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$$

$$(X_1, \ldots, X_n)$$

$$m_1 = E[X]$$
 $m_1 = E[X]$ 

در روش گشتاور با استفاده از تخمین  $\widehat{m}_k$  برای گشتاور  $m_k$  پارامتر  $\theta$  را تخمین میزنیم.

# مثال ۱: توزیع نمایی

$$f_X(x;\lambda) = \lambda e^{-\lambda x}: x > 0$$

$$M_1 = \frac{1}{\lambda}$$

$$\hat{m}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \qquad \Rightarrow \qquad \hat{\lambda} = \frac{1}{m}$$

# مثال ۲: توزیع نرمال

$$N(\mu, \sigma^2)$$

$$M' = \frac{N}{N} \sum_{i \geq 1} X_i$$

$$\hat{m}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i^2$$

$$M = M_1$$

$$\hat{G}^{2} = \hat{m}_{2} - \hat{m}_{1}^{2} = \frac{1}{n} \sum_{i} x_{i}^{2} - \left(\frac{1}{n} \sum_{i} x_{i}\right)^{2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \hat{\mu})^{2}$$

## مثال ۳: توزیع پرتو (Pareto)

$$f_X(x) = \theta \sigma^{\theta} x^{-\theta-1} : x > \sigma$$

$$\widehat{m}_1 = E[X] = \frac{\theta \sigma}{\theta - 1} \qquad \theta > 1$$

$$\hat{m}_2 = E[X^2] = \frac{\theta \sigma^2}{\theta - 2}$$
 \theta > 2

## ادامه مثال ۳: توزیع پرتو

$$\hat{\theta} = \sqrt{\frac{\hat{m}_2 - \hat{m}_1^2}{\hat{m}_2} + 1}$$

$$\widehat{\sigma} = \frac{\widehat{m}_1(\widehat{\theta} - 1)}{\widehat{\theta}}$$

#### تخمین پایدار (Consistent Estimation)

 $\epsilon>0$  تخمینگر  $\hat{ heta}$  برای پارامتر  $\theta$  را پایدار مینامیم اگر برای هر  $\epsilon>0$ 

$$\lim_{n\to\infty} P\left(|\hat{\theta} - \theta| < \epsilon\right) = 1$$

$$\lim_{n\to\infty} P\left(|\hat{\theta} - \theta| > \epsilon\right) = 0$$

• تعریف بالا در حقیقت تعریف پایداری ضعیف (weak consistency) است.

$$P(|\bar{\chi}-\mu|>\epsilon)=0$$

# روش بیشینه درستنمایی (Maximum Likelihood)

$$f_{x}(x;\theta)$$
  $f_{y}(x|\theta)$ 

$$\chi_i$$
 i.i.d

$$\theta = ?$$

$$N(\chi; \mu, \sigma^2)$$

$$\hat{\theta}_{ML} = \underset{\theta}{\text{arg max}} P(D)$$

org man film

max f(x)

•

$$P_{X}(x) \geq \theta^{X} (1-\theta)^{1-X} \qquad \chi \in \{\cdot, 1\}$$

 $D = \{x_1, \dots, x_n\} \qquad \overline{\theta} = ?$ 

$$\hat{\theta}_{ML} = arg man log P(D)$$

109 Likelihord

$$LL(\theta) = \log P(D) = \log P(X_1, \dots, X_n) = \log P(X_1) P(X_2) \dots P(X_n)$$

$$= \sum_{i \in I} \log P_X(x_i) = \sum_{i \in I} \log \theta^i (1-\theta)^{1-x_i}$$

$$= \sum_{i \in I} (x_i \log \theta + (1-x_i) \log (1-\theta))$$

$$\frac{d\theta}{d\theta} = 0 \implies \sum_{i \in I} \frac{\eta_i}{\theta} - \frac{1 - \eta_i}{1 - \theta} = 0$$

$$\frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^{N} \gamma_i - \frac{1}{1-\theta} \left( N - \sum_{i=1}^{n} \gamma_i \right) \ge 0 \implies \widehat{\theta}_{ML} \ge \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{n} \gamma_i$$

$$P_{X}(n) = \theta^{x} (1-\theta)^{1-x} \qquad x \in \{\cdot, 1\}$$

 $D = \{x_1, \dots, x_n\} \qquad \overline{\theta} = ?$ 

$$\hat{\theta}_{ML} = arg man log P(D)$$

109 Likelihord

$$LL(\theta) = \log P(D) = \log P(X_1, \dots, X_n) = \log P(X_1) P(X_2) \dots P(X_n)$$

$$= \sum_{i \in I} \log P_X(x_i) = \sum_{i \in I} \log \theta^i (1-\theta)^{1-x_i}$$

$$= \sum_{i \in I} (x_i \log \theta + (1-x_i) \log (1-\theta))$$

$$\frac{dD}{d\theta} = 0 \implies \sum_{i \in I} \frac{x_i}{\theta} - \frac{1 - x_i}{1 - \theta} = 0$$

$$\frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^{N} \gamma_i - \frac{1}{1-\theta} \left( N - \sum_{i=1}^{n} \gamma_i \right) \ge 0 \implies \widehat{\theta}_{ML} \ge \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{n} \gamma_i$$

#### Estimation

$$D = \{ x_1, x_2, \dots, x_n \}$$

$$X_i \sim f_X(x_i, \theta)$$

$$\theta = ?$$

$$\widehat{\partial} = \mathcal{G}(X_1, \dots, X_n)$$

R.V.

$$E[\hat{\theta}] = \theta \implies \hat{\theta}$$
 is an unbiased estimator for  $\theta$ .

 $E[\hat{\theta}] - \theta \implies \text{bias}$ 

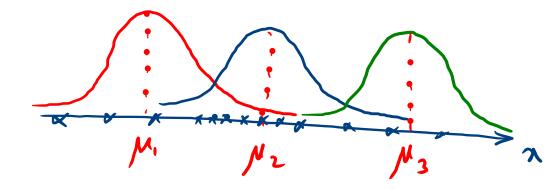
$$\hat{m}_1$$
  $\hat{m}_2$ 

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{M}_2 - \hat{M}_1^2$$

# Manimum Likelihood

$$\hat{\theta}_{ML} = arg max \log P(D)$$

$$Log_Likelihood$$



#### مثال ۲: توزیع ویبول (Weibull)

$$f_X(x) = cx e^{-c\frac{x^2}{2}}$$

$$D = \{X_1, \dots, X_n\} \longrightarrow \hat{C}_{ML} = \}$$

$$\hat{C}_{ML} = \text{arg man log } P(D) = \text{arg man log } P(X_1, ..., X_n) = \text{arg man log} \left(f_X(X_1)...f_X(X_n)\right)$$

= arg max 
$$\sum_{i=1}^{n} \log f_{\chi}(x_i) = arg \max_{c} \sum_{i=1}^{n} (\log c + \log x_i - c \frac{x_i^2}{2})$$

$$\frac{dLL(c)}{dc} = \sum_{i=1}^{N} \left(\frac{1}{c} - \frac{{n_i}^2}{2}\right) = 0$$

$$\frac{n}{c} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0 \implies \begin{cases} c = \frac{2n}{2} \\ \frac{1}{2} x_i^2 \end{cases}$$

#### ادامه مثال ۲

راگر مقادیر نمونه مشاهده شده از این توزیع (1,1,2,1,3,3) باشد، C باشد، C به روش ML چیست؟

$$\hat{c}_{ML} = \frac{2 \times 6}{1 + 1 + 4 + 1 + 9 + 9} = \frac{12}{25} = \underbrace{0.48}_{25}$$

# مثال ۳: توزیع پواسون

$$P_X(x) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!}$$

$$D = \{x_1, \dots, x_n\} \qquad \hat{\lambda}_{ML} = \hat{\lambda}_{ML}$$

$$LL(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} \log P_{x}(n_{i}) = \sum_{i=1}^{n} (-\lambda + n_{i} \log \lambda - \log n_{i}!)$$

$$\frac{dhh(\lambda)}{d\lambda} \geq \frac{n}{i=1} - 1 + \frac{1}{\lambda} x_i \geq 0 \implies \hat{\lambda}_{m} \geq \frac{n}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$$

#### تخمین ML بیش از یک پارامتر: توزیع نرمال

$$f_X(x_i|\mu,\sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$LL(\mu,\sigma) = \sum_{i=1}^{n} \log f_{X}(\lambda_{i}) = \sum_{i=1}^{n} -\log \sqrt{2\pi} - \log \sigma - \frac{(\lambda_{i} - \mu)^{2}}{2\sigma^{2}}$$

$$\frac{dLL(\mu,\sigma)}{d\mu} = \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \mu)}{\sigma^2} = 0 \implies \sum_{i=1}^{n} x_i - n\mu \ge 0$$

$$\Rightarrow \left| \hat{M}_{ML} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N} \chi_{i} \right|$$

$$\frac{dLL(\mu,\sigma)}{d\sigma} = \sum_{i=1}^{n} \frac{-1}{\sigma} + \frac{(\kappa_i - \mu)^2}{\sigma^3} = 0 \implies \sum_{i=1}^{n} \left(-\sigma^2 + (\kappa_i - \mu)^2\right) \geq 0$$

$$-N\sigma^{2} + \sum_{i=1}^{n} (n_{i} - \mu)^{2} = s \Rightarrow \left[ \hat{\sigma}_{i}^{2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (n_{i} - \hat{\mu}_{ML})^{2} \right]$$

# تخمين ML توزيع يكنواخت

$$f(x_i|\alpha,\beta) = \frac{1}{\beta - \alpha} : \boxed{\alpha < (x_i) < \beta}$$

$$LL(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^{n} log f_{X}(x_{i}) = \sum_{i=1}^{n} -log(\beta-\alpha) = -nlog(\beta-\alpha)$$

$$\frac{d LL}{d\alpha} = \left\{ \frac{n}{\beta_{-\alpha}} > 0 \right\}$$

$$\frac{\lambda}{ML} = \min \left\{ x_{1}, \dots, x_{n} \right\}$$

$$\frac{dlh}{d\beta} = \frac{-n}{\beta - \alpha} \langle o \rangle \implies \hat{\beta}_{ML} = \max\{x_1, ..., x_n\}$$

#### مثال

یارامترهای  $\theta_1$  و  $\theta_2$  را برای توزیع احتمال زیر بیابید:  $\theta_1$  یارامترهای  $\theta_2$  یا  $\theta_2$  د احتمال زیر بیابید:

$$f_X(x; \theta_1, \theta_2) = \theta_1 \theta_2^{\theta_1} x^{-\theta_1 - 1}$$
,  $\theta_2 \le x$ ,  $\theta_1, \theta_2 > 0$