

# MEM-262 Παραμετρική Στατιστική

Τμήμα Μαθηματικών και Εφ. Μαθηματικών, Πανεπιστήμιο Κρήτη

Διδάσκων : Κώστας Σμαραγδάκης

Διάλεξη 10 : 03-11-2020

## Μπεϋζιανή Θεώρηση

$$f(\mathbf{x}; \theta)$$
$$\pi(\theta) \xrightarrow{\mathbf{x}} \pi(\theta | \mathbf{x})$$

### Συζυγείς κατανομές

- ▶ Στα παραδείγματα της προηγούμενης διάλεξης, υιοθετώντας μια κατάλληλη εκ των προτέρων κατανομή καταλήξαμε σε μια εκ των υστέρων κατανομή της ίδιας οικογένειας αλλά με προσαρμοσμένες παραμέτρους.
- ▶ Όταν συμβαίνει αυτό, η κοινή παραμετρική μορφή ονομάζεται **συζυγή εκ των προτέρων κατανομή** του προβλήματος.
- ▶ Με τη χρήση συζυγών εκ των προτέρων κατανομών αποφεύγουμε τον υπολογιστικό προσδιορισμό της σταθεράς (ως προς  $\theta$ ) κανονικοποίησης.

$$f(\mathbf{x}) = \int_{\Theta} \underbrace{\pi(\theta')}_{h(\theta'; \mathbf{x})} f(\mathbf{x}; \theta') d\theta$$

## Συζυγείς εκ των προτέρων κατανομές


$$n=2$$

$$\bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j$$

Παράδειγμα  $\theta$  ← πιθανότητα για κ.

①  $N_1=5$   $1 \leftrightarrow \kappa$   $0 \leftrightarrow \Gamma$   $x_1=3$

②  $N_2=3$   $1 \leftrightarrow \kappa$   $x_2=1$

$$\theta \sim \text{Beta}(12, 12)$$


$$\theta | X \sim \text{Beta}(12+4, 12+8-4)$$

$$\text{Beta}(16, 16)$$



- Χαρακτηριστικά παραδείγματα συζυγών εκ των προτέρων κατανομών

Πιθανοφάνεια	εκ των προτέρων	εκ των υστέρων
$\text{Be}(\theta)$	$\text{Beta}(\alpha, \beta)$	$\text{Beta}(\alpha + n\bar{x}_n, \beta + n(1 - \bar{x}_n))$ <span style="color: blue;">5+3</span>
→ $\text{Bin}(N_j, \theta)$	$\text{Beta}(\alpha, \beta)$	$\text{Beta}(\alpha + n\bar{x}_n, \beta + \sum_{j=1}^n N_j - n\bar{x}_n)$ <span style="color: blue;"><math>x_1+x_2</math></span>
$\text{Po}(\theta)$	$\text{Gamma}(\alpha, \beta)$	$\text{Gamma}(\alpha + n\bar{x}_n, \beta + n)$ <span style="color: blue;"><math>x_1+x_2</math></span>
$\text{Ge}(\theta)$	$\text{Gamma}(\alpha, \beta)$	$\text{Gamma}(\alpha + n, \beta + n\bar{x}_n)$
$\text{Exp}(\theta)$	$\text{Gamma}(\alpha, \beta)$	$\text{Gamma}(\alpha + n, \beta + n\bar{x}_n)$
$\mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$	$\mathcal{N}(\mu_0, \sigma_0^2)$	$\mathcal{N}\left(\left(\frac{1}{\sigma_0^2} + \frac{n}{\sigma^2}\right)^{-1}\left(\frac{\mu_0}{\sigma_0^2} + \frac{n\bar{x}_n}{\sigma^2}\right), \left(\frac{1}{\sigma_0^2} + \frac{n}{\sigma^2}\right)^{-1}\right)$

## Γενική μορφή των συναρτήσεων αποφάσεως Bayes

$$\begin{aligned}
 L(\theta, d) & \quad \theta \in \Theta \quad \pi(\theta) \quad \mathcal{R}(\theta, d) = \mathbb{E}_{\theta} \{ L(\theta, d(\mathbf{x})) \} \\
 r(\pi, d) &= \int_{\Theta} R(\theta, d) \pi(\theta) d\theta \\
 &= \int_{\Theta} \int_{\mathcal{X}} L(\theta, d(\mathbf{x})) \overbrace{f(\mathbf{x}; \theta) \pi(\theta)} d\mathbf{x} d\theta \\
 &= \int_{\Theta} \int_{\mathcal{X}} L(\theta, d(\mathbf{x})) \overbrace{f(\mathbf{x}) \pi(\theta | \mathbf{x})} d\mathbf{x} d\theta \\
 &= \int_{\mathcal{X}} f(\mathbf{x}) \int_{\Theta} L(\theta, d(\mathbf{x})) \pi(\theta | \mathbf{x}) d\theta d\mathbf{x}
 \end{aligned}$$

$$\pi(\theta | \mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}; \theta) \pi(\theta)}{\int_{\Theta} f(\mathbf{x}; \theta') \pi(\theta') d\theta'}$$

$f(\mathbf{x})$

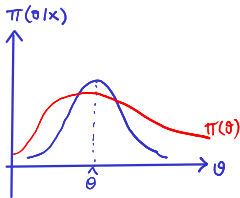
Επειδή  $f(\mathbf{x}) \geq 0$  για κάθε  $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$  για την ελαχιστοποίηση του  $r(\pi, d)$  ως προς  $d$  αρκεί η ελαχιστοποίηση του παρακάτω ολοκληρώματος για κάθε  $\mathbf{x}$ .

$$\int_{\Theta} L(\theta, d(\mathbf{x})) \pi(\theta | \mathbf{x}) d\theta$$

## Σημειακή εκτίμηση : Τετραγωνικό σφάλμα

- ▶ Τετραγωνικό σφάλμα :  $L(\theta, d) = (\theta - d)^2$
- ▶ Παρατηρήσεις :  $\mathbf{X} = \mathbf{x}$

Ελαχιστοποίηση ως προς  $d$  του παρακάτω ολοκληρώματος



$$\int_{\Theta} (\theta - d)^2 \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta$$

$$d = \int_{\Theta} \theta \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta$$

$$\frac{\partial}{\partial d} \int_{\Theta} (\theta - d)^2 \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta = 0$$

$$2 \int_{\Theta} (\theta - d) \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta = 0$$

$$\underbrace{\int_{\Theta} \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta}_{1} = \int_{\Theta} \theta \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta$$

- ▶ Η εκτιμήτρια είναι η μέση τιμή της  $\theta$  χρησιμοποιώντας την εκ των υστέρων κατανομή.

## Σημειακή εκτίμηση : Απόλυτο σφάλμα

► Απόλυτο σφάλμα :  $L(\theta, d) = |\theta - d|$

► Παρατηρήσεις :  $\mathbf{X} = x$

Ελαχιστοποίηση ως προς  $d$  του παρακάτω ολοκληρώματος

$$\frac{\partial}{\partial d} \int_{-\infty}^d g(d, \theta) d\theta = g(d, d) \frac{\partial d}{\partial d} + \int_{-\infty}^d \frac{\partial}{\partial d} g(d, \theta) d\theta$$

$$\frac{\partial}{\partial d} \int_{-\infty}^d \overbrace{(d-\theta)\pi(\theta|x)}^{g(d,\theta)} d\theta = \int_{-\infty}^d \pi(\theta|x) d\theta$$

$$\frac{\partial}{\partial d} \int_d^{+\infty} (\theta-d)\pi(\theta|x) d\theta = -\overbrace{g(d,d)}^{g(d,d)} \cdot 1 - \int_d^{+\infty} \pi(\theta|x) d\theta$$

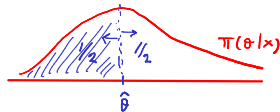
$$\int_{-\infty}^{\infty} \pi(\theta|x) d\theta = \int_d^{\infty} \pi(\theta|x) d\theta = 0.5$$

$$\int_{\Theta} |\theta - d| \pi(\theta|x) d\theta$$

$$d > \theta \quad \int_{-\infty}^d (d-\theta)\pi(\theta|x) d\theta$$

+

$$d < \theta \quad \int_d^{+\infty} (\theta-d)\pi(\theta|x) d\theta$$



► Η εκτιμήτρια είναι η διάμεσος της  $\theta$  χρησιμοποιώντας την εκ των υστέρων κατανομή.

## Σημειακή εκτίμηση

Παράδειγμα :  $X \sim \text{Bin}(10, \theta)$ ,  $\theta \sim \text{Beta}(12, 12)$ , μοναδική παρατήρηση :  $x = 7$

$n=10$  φασές

$x=7$

$$\alpha' = \alpha + 7$$

$$\beta' = \beta + 10 - 7$$

19

15

$$E(\theta) = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} = \frac{12}{24} = 0.5$$

$$\theta | x=7 \sim \text{Beta}(19, 15)$$

$$\text{εσω. } L(\theta, d) = (\theta - d)^2$$

Τότε 
$$\hat{\theta} = E(\theta | x=7) = \frac{\alpha'}{\alpha' + \beta'} = \frac{19}{19 + 15} = \frac{19}{34} \approx 0.5588$$

εσω 
$$L(\theta, d) = |\theta - d|$$

$$\hat{\theta} \approx \frac{\alpha' - \frac{1}{3}}{\alpha + \beta - \frac{2}{3}} = \frac{19 - \frac{1}{3}}{34 - \frac{2}{3}} = 0.56$$



$$H_0 : \theta \in \Theta_0, \quad H_1 : \theta \in \Theta_1 = \Omega - \Theta_0$$

$$\mathcal{A} = \{0, 1\}$$

$$L(\theta, 0) = \begin{cases} 0, & \text{εάν } \theta \in \Theta_0 \\ 1, & \text{εάν } \theta \in \Theta_1 \end{cases}, \quad L(\theta, 1) = \begin{cases} 1, & \text{εάν } \theta \in \Theta_0 \\ 0, & \text{εάν } \theta \in \Theta_1 \end{cases}$$



Για  $d(\mathbf{x}) = 0$

$$\int_{\Theta} L(\theta, d)\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta = \int_{\Theta_1} \pi(\theta|\mathbf{x})d\theta$$

Για  $d(\mathbf{x}) = 1$

$$\int_{\Theta} L(\theta, d)\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta = \int_{\Theta_0} \pi(\theta|\mathbf{x})d\theta$$

$$d(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \text{αν } \int_{\Theta_0} \pi(\theta|\mathbf{x})d\theta > 0.5 \\ 1, & \text{αν } \int_{\Theta_0} \pi(\theta|\mathbf{x})d\theta < 0.5 \end{cases}$$

**Παράδειγμα :**

$X \sim \text{Bin}(4, \theta)$ ,  $\theta \sim \text{Beta}(12, 12)$ ,  $H_0 : \theta \geq 0.6$ ,  $H_1 : \theta < 0.6$ , **μοναδική παρατήρηση** :  $x = 3$