

**COMPITO DI  
IDENTIFICAZIONE DEI MODELLI ED ANALISI DEI DATI  
12 luglio 2013**

*Tutte le risposte vanno adeguatamente giustificate. Si scriva i modo chiaro e ordinato. Non saranno corretti compiti disordinati.*

**Domanda 1.** Si enuncino e si dimostrino la regola di Bayes ed il Teorema della Probabilità totale.

**Domanda 2.** Siano  $X_i, i = 1, \dots, N$  variabili aleatorie indipendenti ed identicamente distribuite con densità

$$f_\theta(x) := c(\theta)e^{-\theta x}\delta_{-1}(x) \quad \theta > 0$$

1. Si ricavi l'espressione di  $c(\theta)$  in modo che  $f_\theta(x)$  sia una densità di probabilità.
2. Si scriva lo stimatore a massima verosimiglianza di  $\theta$  basato sulle misure  $x_1, \dots, x_N$ .
3. Si scriva lo stimatore a massima verosimiglianza della probabilità

$$P_a := P[X > a]$$

dove  $X \sim f_\theta(x)$

**Domanda 3.** Sia  $y(t)$  un processo stazionario, a media nulla e spettro

$$\Phi_y(z) := \frac{(z + 1/4)(z + 4)}{(z - 2)(1/2 - z)}$$

1. Si trovi una funzione  $H(z)$  tale che  $y(t)$  si possa rappresentare nella forma

$$y(t) = H(z)\epsilon(t)$$

dove  $\epsilon(t)$  è bianco, a media nulla e varianza unitaria.

2. Si trovi l'espressione del predittore a due passi  $\hat{y}(t|t-2)$ .

**Domanda 4.** Si consideri il modello di misura

$$Y = h(X) + E \quad Y \in \mathbb{R}, \quad X \in \mathbb{R} \quad E \in \mathbb{R}$$

dove  $h(\cdot)$  è una funzione nota,  $X$  è una variabile aleatoria Gaussiana a media 0 e varianza  $\sigma_x^2$ , ed  $E$  è una variabile aleatoria Gaussiana a media zero e varianza  $\sigma_e^2$ . Si disponga di una misura  $y$  di  $Y$ . Si vuole calcolare lo stimatore a minima varianza  $\hat{X}(Y)$  di  $X$  dato  $Y$ .

1. Si dica come si può calcolare, in principio, lo stimatore  $\hat{X}(Y)$ .
2. Si assuma che  $x_i, i = 1, \dots, N$  siano campioni indipendenti ed identicamente distribuiti di  $X \sim \mathcal{N}(0, \sigma_x^2)$ , cioè  $N$  possibili realizzazioni indipendenti della variabile aleatoria  $X$ . Si dimostri che, definendo  $w_i := \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_e^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_e^2}(y-h(x_i))^2} = f_{Y|X}(y|x_i)$ ,

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i w_i}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i} \simeq \mathbb{E}[X|Y = y]$$

*Suggerimento: si usi il fatto che  $f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{Y|X}(y|x)f_X(x)}{f_Y(y)}$  e che, se  $x_i$  sono indipendenti e identicamente distribuite secondo  $f_X(x)$ ,*

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_i) \simeq \int g(x) f_X(x) dx = \mathbb{E}_f g(x)$$

## SOLUZIONI

**Domanda 1.**[8 Punti]

Si vedano gli appunti del corso per enunciato e dimostrazione

**Domanda 2.**[8 Punti]

1. Affinchè  $f_\theta(x)$  sia una densità di probabilità deve essere non negativa ed avere integrale unitario, quindi:

$$\int_{-\infty}^{\infty} c(\theta)e^{-\theta x}\delta_{-1}(x) dx = \int_0^{\infty} c(\theta)e^{-\theta x} dx = \frac{c(\theta)}{\theta} = 1$$

da cui  $c(\theta) = \theta$ .

2. Lo stimatore a massima verosimiglianza si ottiene da:

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_{ML} &:= \arg \max_{\theta} f_{\theta}(x_1, \dots, x_N) \\ &= \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^N f_{\theta}(x_i) \\ &= \arg \max_{\theta} \theta^N e^{-\theta \sum_{i=1}^N x_i}\end{aligned}$$

facendo la derivata rispetto a  $\theta$  di  $\log f_{\theta}(x_1, \dots, x_N)$  (il logaritmo è una funzione monotona) ed uguagliando a zero si ottiene

$$\frac{\partial f_{\theta}(x_1, \dots, x_N)}{\partial \theta} = N \frac{1}{\theta} - \sum_{i=1}^N x_i = 0$$

che fornisce la soluzione

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

3. La probabilità cercata si scrive nella forma

$$P_a = P_{\theta}[X > a] = 1 - P_{\theta}[X \leq a] = 1 - F_{\theta}(a) = 1 - \int_0^a \theta e^{-\theta x} dx = e^{-\theta a}$$

Quindi lo stimatore a massima verosimiglianza di  $P_a$  si ottiene, per il principio di invarianza, da

$$\hat{P}_a := e^{-\hat{\theta}_{ML} a}$$

**Domanda 3.**[8 Punti]

1. Lo spettro<sup>1</sup> si può scrivere nella forma:

$$\begin{aligned}\Phi_y(z) &= \frac{(z+1/4)(z+4)}{(z-2)(1/2-z)} \\ &= \frac{(z+1/4)(z+4)}{(z-1/2)(2-z)} \\ &= \frac{\sqrt{2}(z+1/4)(z+4)}{(z-1/2)\sqrt{2}(2-z)} \\ &= H(z)H(z^{-1})\end{aligned}$$

con  $H(z) := \frac{\sqrt{2}(z+1/4)}{(z-1/2)}$  causale e causalmente invertibile (polo in  $1/2$  e zero in  $-1/4$ )

---

<sup>1</sup>Nel testo era presente un errore di segno nel denominatore dello spettro. È evidente che quello NON era uno spettro valido perchè NON era una funzione positiva sul cerchio unitario  $z = e^{j\theta}$ .

2. Il predittore a due passi si trova utilizzando la formula

$$\hat{y}(t|t-2) = (H(z) - h(0) - h(1)z^{-1}) H^{-1}(z)y(t)$$

dove  $h(0) = H(\infty) = \sqrt{2}$  e  $h(1) = \lim_{z \rightarrow \infty} z(H(z) - h(0)) = \frac{3\sqrt{2}}{4}$  da cui:

$$H(z) - h(0) - h(1)z^{-1} = \frac{\sqrt{2}(z+1/4)}{(z-1/2)} - \sqrt{2} - \frac{3\sqrt{2}}{4}z^{-1} = \frac{3\sqrt{2}}{8} \frac{1}{z(z-1/2)}$$

e quindi:

$$\hat{y}(t|t-2) = \frac{3\sqrt{2}}{8} \frac{1}{z(z-1/2)} \frac{(z-1/2)}{\sqrt{2}(z+1/4)} y(t) = \frac{3}{8} \frac{1}{z(z+1/4)} y(t)$$

In termini di equazione alle differenze:

$$\hat{y}(t|t-2) + \frac{1}{4}\hat{y}(t-1|t-3) = \frac{3}{8}y(t-2)$$

#### Domanda 4.[8 Punti]

- È noto dalla teoria (si vedano gli appunti) che lo stimatore a Minima Varianza è la media condizionata, quindi, in principio è ragionevole utilizzare come stimatore

$$\hat{X}(Y) := \mathbb{E}[X|Y]$$

Purtroppo, quando le variabili aleatorie in gioco non sono congiuntamente Gaussiane (come in questo caso dato che  $h(X)$ , può essere una funzione non lineare) la media condizionata è difficile da calcolare.

Il punto successivo mostra come sia possibile ottenere un'approssimazione di  $\mathbb{E}[X|Y]$  in questo caso.

- Si noti che, usando la regola di Bayes per il calcolo della densità condizionata,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[X|Y=y] &= \int x f_{X|Y}(x|y) dx \\ &= \int x \frac{f_{Y|X}(y|x)f_X(x)}{f_Y(y)} dx \\ &= \frac{1}{f_Y(y)} \int x f_{Y|X}(y|x)f_X(x) dx \end{aligned}$$

Si noti ora che, usando il suggerimento,

$$\int x f_{Y|X}(y|x)f_X(x) dx = \mathbb{E}_f [x f_{Y|X}(y|x)] \simeq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i f_{Y|X}(y|x_i)$$

e

$$f_Y(y) = \int f_{Y|X}(y|x)f_X(x) dx = \mathbb{E}_f [f_{Y|X}(y|x)] \simeq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{Y|X}(y|x_i)$$

Di conseguenza, definendo

$$w_i := f_{Y|X}(y|x_i)$$

si ottiene

$$\mathbb{E}[X|Y=y] = \frac{1}{f_Y(y)} \int x f_{Y|X}(y|x)f_X(x) dx \simeq \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i f_{Y|X}(y|x_i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{Y|X}(y|x_i)} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i w_i}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i}$$