

ESERCITAZIONE XI  
 COMPLEMENTI DI PROBABILITÀ  
 A.A. 2011/2012

**Argomenti:** media condizionale.

**Esercizio 1.** Sullo spazio di probabilità  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , sia  $X$  una v.a. di  $L^1$  e  $\mathcal{G} = \sigma(\mathcal{C})$ , con  $\mathcal{C} = \{C_i\}_{i \in I}$  partizione al più numerabile di  $\Omega$ . Dimostrare che

$$\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) = \sum_{i \in I \setminus I_0} \frac{\mathbb{E}(X \mathbf{1}_{C_i})}{\mathbb{P}(C_i)} \mathbf{1}_{C_i} \text{ q.c.}$$

dove  $I_0 = \{i \in I : \mathbb{P}(C_i) = 0\}$ .

**Esercizio 2.** Siano  $X$  e  $Y$  due v.a. discrete, di densità (discreta) congiunta  $p_{XY}(x, y)$ . Si ponga  $E_Y = \{y : p_Y(y) > 0\}$ , con  $p_Y$  la densità discreta marginale di  $Y$ , e

$$\Psi_X(y) = \sum_x x p_{X|Y}(x|y) \equiv \sum_x x \frac{p_{XY}(x, y)}{p_Y(y)} \quad y \in E_Y$$

e (ad esempio)  $\Psi_X(y) = 0$  se  $y \notin E_Y$ . Dimostrare che

$$\mathbb{E}(X | Y) = \Psi_X(Y) \text{ q.c.}$$

**Esercizio 3.** Sia  $(X, Y)$  una v.a. assolutamente continua di densità (continua) congiunta  $p_{XY}(x, y)$ . Si ponga  $E_Y = \{y : p_Y(y) > 0\}$ , con  $p_Y$  la densità discreta marginale di  $Y$ , e

$$\Psi_X(y) = \int x p_{X|Y}(x|y) dy \equiv \int x \frac{p_{XY}(x, y)}{p_Y(y)} dy \quad y \in E_Y$$

e (ad esempio)  $\Psi_X(y) = 0$  se  $y \notin E_Y$ . Dimostrare che

$$\mathbb{E}(X | Y) = \Psi_X(Y) \text{ q.c.}$$

**Esercizio 4.** Sia  $\mathcal{G}$  una sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$  generata da un  $\pi$ -system  $\mathcal{I}$ :  $\mathcal{G} = \sigma(\mathcal{I})$ . Siano  $X$  una v.a. integrabile e  $Y$  una v.a.  $\mathcal{G}$ -misurabile e integrabile tali che

$$\mathbb{E}(X \mathbf{1}_A) = \mathbb{E}(Y \mathbf{1}_A) \text{ per ogni } A \in \mathcal{I}.$$

Dimostrare che  $Y = \mathbb{E}(X | \mathcal{G})$  q.c.

[Sugg: • due misure finite che coincidono su un  $\pi$ -system coincidono sulla  $\sigma$ -algebra generata dal  $\pi$ -system; • per ogni v.a.  $Z$  si ha  $Z = Z^+ - Z^-$ , con  $Z^\pm \geq 0$ ; • per ogni v.a.  $W \geq 0$  q.c.  $A \mapsto \mu(A) = \mathbb{E}(W \mathbf{1}_A)$  definisce una misura (eventualmente non finita) al variare di  $A$  in una  $\sigma$ -algebra.]

**Esercizio 5.** Sia  $\mathcal{G}$  una sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$  e sia  $X$  una v.a. integrabile. Dimostrare che  $Y$  è una versione di  $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})$  se e solo

- (i)  $Y$  è  $\mathcal{G}$ -misurabile e integrabile;
- (ii) per ogni v.a.  $Z$  che sia  $\mathcal{G}$ -misurabile e q.c. limitata, si ha  $\mathbb{E}(XZ) = \mathbb{E}(YZ)$ .

[Sugg: le v.a. limitate sono limite di v.a. che possono assumere un numero finito di valori.]

**Esercizio 6.** Sia  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  uno spazio di probabilità.

- a) Siano  $B \in \mathcal{F}$  tale che  $\mathbb{P}(B) > 0$ ,  $\mathcal{G}$  una sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$  e  $\mathbb{P}_0$  la probabilità su  $(\Omega, \mathcal{F})$  condizionata a  $B$ : per  $A \in \mathcal{F}$ ,  $\mathbb{P}_0(A) = \mathbb{P}(A | B) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}$ .

- a1) Dimostrare che  $\mathbb{P}(B | \mathcal{G}) > 0$   $\mathbb{P}_0$ -q.c.
- a2) Dimostrare che<sup>1</sup>, per  $A \in \mathcal{F}$ ,

$$\mathbb{P}_0(A | \mathcal{G}) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B | \mathcal{G})}$$

- b) Sia  $\mathcal{H} = \sigma(B_1, B_2, \dots)$ , con  $\{B_1, B_2, \dots\}$  partizione di  $\Omega$ , e sia  $\mathcal{G}$  una sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$ . Dimostrare che<sup>2</sup>, per  $A \in \mathcal{F}$ ,

$$\mathbb{P}(A | \mathcal{G} \vee \mathcal{H}) = \sum_i \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i}$$

(si ponga, ad esempio,  $\frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} = 0$  quando  $\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G}) = 0$ ).

**Esercizio 7.** Siano  $\mathcal{G}_1$  e  $\mathcal{G}_2$  sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$  tali che  $\mathcal{G}_1 \subset \mathcal{G}_2$ . Dimostrare che per ogni  $X \in L^2$  si ha

$$\mathbb{E}\left([X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}_2)]^2\right) \leq \mathbb{E}\left([X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}_1)]^2\right)$$

(cioè, la dispersione di  $X$  intorno alla sua media condizionale diminuisce all'ingrandirsi della  $\sigma$ -algebra condizionante).

**Esercizio 8.** Per  $X \in L^2$  e  $\mathcal{G}$  sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$ , definiamo

$$\text{Var}(X | \mathcal{G}) = \mathbb{E}\left([X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G})]^2 | \mathcal{G}\right)$$

Dimostrare che

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}\left(\text{Var}(X | \mathcal{G})\right) + \text{Var}\left(\mathbb{E}(X | \mathcal{G})\right).$$

<sup>1</sup>Ricordiamo che  $\mathbb{P}_0 \ll \mathbb{P}$  e che  $\frac{d\mathbb{P}_0}{d\mathbb{P}} = \mathbf{1}_B$ . Quindi,  $X \in L^1(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}_0)$  se e solo se  $X\mathbf{1}_B \in L^1(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  e  $\mathbb{E}_0(X) = \mathbb{E}(X\mathbf{1}_B)$ .

<sup>2</sup>Al solito,  $\mathcal{G} \vee \mathcal{H}$  denota la  $\sigma$ -algebra generata da  $\mathcal{G} \cup \mathcal{H}$ . Ricordiamo che  $\mathcal{I} = \{G \cap H : G \in \mathcal{G}, H \in \mathcal{H}\}$  è un  $\pi$ -system che genera  $\mathcal{G} \vee \mathcal{H}$ .

**Esercizio 9.** Su  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , sia  $X$  una v.a. q.c. non negativa, di media 1 e sia  $\mathbb{Q}$  la misura (di probabilità) definita da

$$\frac{d\mathbb{Q}}{d\mathbb{P}} = X.$$

Indicheremo con  $\mathbb{E}^{\mathbb{P}}$  e  $\mathbb{E}^{\mathbb{Q}}$  la media rispettivamente sotto  $\mathbb{P}$  e sotto<sup>3</sup>  $\mathbb{Q}$ . Sia  $Y$  una v.a. di legge  $\mu_{\mathbb{P}}$  e  $\mu_{\mathbb{Q}}$  rispettivamente sotto  $\mathbb{P}$  e sotto  $\mathbb{Q}$ . Dimostrare che

- a)  $\mu_{\mathbb{Q}} \ll \mu_{\mathbb{P}}$ ;
- b)  $\frac{d\mu_{\mathbb{Q}}}{d\mu_{\mathbb{P}}}(y) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(X | Y = y)$  (il che dà un'interessante rappresentazione della media condizionale).

**Esercizio 10.** Su  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , siano  $Z$  una v.a. reale non negativa e  $\mathcal{G}$  una sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$ .

a) Dimostrare che:

- a1)  $Z \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}} = 0$  q.c.;
- a2) per ogni v.a.  $Y$  tale che  $YZ \in L^1$  si ha

$$\mathbb{E}(YZ | \mathcal{G}) = \mathbb{E}(YZ | \mathcal{G}) \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}}.$$

b) Supponiamo per di più che  $\mathbb{E}(Z) = 1$ . Sia  $\mathbb{Q}$  la misura (di probabilità) su  $(\Omega, \mathcal{F})$  che ha densità  $Z$  rispetto a  $\mathbb{P}$  e sia  $\mathbb{E}^{\mathbb{Q}}$  l'aspettazione sotto  $\mathbb{Q}$  (continueremo ad usare  $\mathbb{E}$  per denotare l'aspettazione sotto  $\mathbb{P}$ ). Dimostrare che:

- b1)  $\mathbb{E}(Z | \mathcal{G}) > 0$   $\mathbb{Q}$ -q.c.;
- b2) per ogni v.a.  $Y$  integrabile sotto  $\mathbb{Q}$  si ha

$$\mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(Y | \mathcal{G}) = \frac{\mathbb{E}(YZ | \mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z | \mathcal{G})} \quad \mathbb{Q}\text{-q.c.}$$

**Esercizio 11.** a) Siano  $X, Y, Z$  v.a. tali che  $(X, Y)$  e  $(Z, Y)$  abbiano la stessa legge e sia  $h$  una funzione boreliana tale che  $h(X)$  sia integrabile. Dimostrare che:

$$\mathbb{E}(h(X) | Y) = \mathbb{E}(h(Z) | Y) \quad \text{q.c.}$$

b) Siano  $T_1, \dots, T_n$  v.a. i.i.d. Posto  $T = T_1 + \dots + T_n$ , dimostrare che

$$\mathbb{E}(T_i | T) = \frac{T}{n} \quad \text{q.c. per ogni } i = 1, \dots, n.$$

[Sugg.: le v.a.  $(T_1, T), \dots, (T_n, T)$  hanno la stessa legge...]

---

<sup>3</sup>Ricordiamo, qualora fosse necessario, che essendo  $\mathbb{Q} \ll \mathbb{P}$  con derivata di RN  $X$ , si ha  $\mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(Z) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(XZ)$ .

**Esercizio 12.** (*Leggi condizionali di vettori gaussiani*)

- a) Siano  $Y$  e  $Z$  v.a. indipendenti e sia  $\phi$  una funzione boreliana. Dimostrare che per ogni boreliano  $A$ ,

$$\mathbb{E}(\mathbf{1}_{Z+\phi(Y)\in A} | Y = y) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_{Z+\phi(y)\in A}).$$

Equivalentemente, si ha che la legge condizionale di  $X = Z + \phi(Y)$  dato  $Y = y$  è la legge di  $Z + \phi(y)$ .

- b) Siano  $X$  e  $Y$  dei vettori gaussiani, a valori in  $\mathbb{R}^k$  e  $\mathbb{R}^p$  rispettivamente<sup>4</sup>. Supponiamo che anche congiuntamente il vettore  $(X, Y)$  abbia legge gaussiana, su  $\mathbb{R}^{k+p}$ , di media e matrice di covarianza date rispettivamente da<sup>5</sup>

$$m = \begin{pmatrix} m_X \\ m_Y \end{pmatrix} \text{ e } C = \begin{pmatrix} C_X & C_{XY} \\ C_{YX} & C_Y \end{pmatrix}$$

Si supponga che  $C_Y$  sia definita positiva (e quindi invertibile). Determinare una matrice  $k \times p$ , chiamiamola  $A$ , tale che  $X - AY$  e  $Y$  siano indipendenti.

- c) Usando a) e b), provare che la legge condizionale di  $X$  dato  $Y = y$  è ancora gaussiana di media

$$m_X + C_{XY}C_Y^{-1}(y - m_Y)$$

e matrice di covarianza

$$C_X - C_{XY}C_Y^{-1}C_{YX}$$

(si noti che quest'ultima non dipende da  $y$ ).

- d) Sia  $X$  un segnale di legge  $N(0, 1)$ . Un osservatore non ha accesso al valore di  $X$ , di cui conosce solo un'osservazione  $Y = X + W$ , dove  $W$  è un rumore di legge  $N(0, \sigma^2)$  indipendente da  $X$ . Come si comporta in media  $X$  quando si osserva  $Y = y$ ? Come varia la sua varianza quando si osserva  $Y = y$ ?
- e) Lo stesso osservatore, per migliorare la stima del segnale  $X$ , decide di effettuare due osservazioni  $Y_1 = X + W_1$  e  $Y_2 = X + W_2$ , con  $X$ ,  $W_1$  e  $W_2$  indipendenti e quest'ultime di legge  $N(0, \sigma^2)$ . Volendo stimare  $X$  con la sua aspettazione condizionale date le osservazioni  $(Y_1, Y_2) = (y_1, y_2)$ , la varianza di questo stimatore è diminuita rispetto a quella di cui al punto precedente? In altre parole, più osservazioni consentono una stima migliore?

<sup>4</sup>Eventualmente, in un primo momento si supponga  $k = p = 1$ .

<sup>5</sup>Per ulteriore chiarezza, si ha:  $(m_X)_i = \mathbb{E}(X_i)$   $i = 1, \dots, k$ ;  $(m_Y)_i = \mathbb{E}(Y_i)$   $i = 1, \dots, p$ ;  $(C_X)_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j)$   $i, j = 1, \dots, k$ ;  $(C_{XY})_{ij} = \text{Cov}(X_i, Y_j)$   $i = 1, \dots, k$  e  $j = 1, \dots, p$ ;  $(C_{YX})_{ij} = \text{Cov}(Y_i, X_j)$   $i = 1, \dots, p$  e  $j = 1, \dots, k$ ;  $(C_Y)_{ij} = \text{Cov}(Y_i, Y_j)$   $i = 1, \dots, p$ . Si noti che  $C_{XY}$  e  $C_{YX}$  sono l'una la trasposta dell'altra.

**Esercizio 13.** Su  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , siano  $X$  e  $Y$  due v.a. i.i.d. bernoulliane di parametro  $p \in (0, 1)$ . Sia  $Z = \mathbf{1}_{\{X+Y=0\}}$ .

- a) Scrivere la partizione (finita)  $\mathcal{C} = \{C_i\}_{i \in I} \subset \mathcal{F}$  di  $\Omega$  tale che  $\sigma(Z) = \sigma(\mathcal{C})$ . Verificare che per  $W \in L^1(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , la v.a.  $\mathbb{E}(W | Z)$  è q.c. costante su ciascun elemento  $C_i$  della partizione  $\mathcal{C}$  (e scrivere tali costanti).
- b) Usando a), calcolare  $\mathbb{E}(X | Z)$  e  $\mathbb{E}(Y | Z)$  e dire se si tratta di v.a. indipendenti.
- c) Siano  $\{X_n\}_n$  e  $\{Y_n\}_n$  due successioni indipendenti di v.a. i.i.d. bernoulliane di parametro  $p \in (0, 1)$ . Discutere la convergenza debole, per  $n \rightarrow \infty$ , di

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(X_k | Z_k) - \sqrt{n} p,$$

dove  $Z_k = \mathbf{1}_{\{X_k+Y_k=0\}}$ .

**Esercizio 14.** Su  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , sia  $\{X_n\}_n$  una successione di v.a. indipendenti. Definiamo  $S_0 = 0$ ,  $S_n = X_1 + \dots + X_n$  e  $\mathcal{F}_n = \sigma(S_0, \dots, S_n)$ . Dimostrare che per ogni funzione  $f$  boreliana e limitata si ha

$$\mathbb{E}(f(S_n) | \mathcal{F}_{n-1}) = \mathbb{E}(f(S_n) | S_{n-1}), \quad \text{per ogni } n \geq 1.$$

SOLUZIONI

Ricordiamo le notazioni usate a lezione: per  $X$  v.a. integrabile e  $\mathcal{G}$  sotto  $\sigma$ -algebra di  $\mathcal{F}$ ,  $Z$  è una versione di  $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})$  se:

(MC1)  $Z$  è  $\mathcal{G}$ -misurabile e integrabile,

(MC2) per ogni  $\Gamma \in \mathcal{G}$ ,  $\mathbb{E}(Z\mathbf{1}_\Gamma) = \mathbb{E}(X\mathbf{1}_\Gamma)$ .

**Esercizio 1** Poiché  $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})$  è  $\mathcal{G}$ -misurabile e  $\mathcal{G}$  è generata da una partizione al più numerabile,  $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})$  è costante sugli elementi della partizione, quindi

$$\mathbb{E}(X | \mathcal{G})\mathbf{1}_{C_i} = \alpha_i\mathbf{1}_{C_i} \in \mathbb{R}.$$

Ora,  $C_i \in \mathcal{G}$  quindi dalla seconda proprietà caratteristica delle medie condizionali si ha

$$\mathbb{E}(X\mathbf{1}_{C_i}) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(X | \mathcal{G})\mathbf{1}_{C_i}) = \mathbb{E}(\alpha_i\mathbf{1}_{C_i}) = \alpha_i\mathbb{P}(C_i)$$

Allora, se  $i \notin I_0$ ,

$$\alpha_i = \frac{\mathbb{E}(X\mathbf{1}_{C_i})}{\mathbb{P}(C_i)}$$

Poiché  $N = \bigcup_{i \in I_0} C_i \in \mathcal{G}$  ed ha probabilità nulla, possiamo concludere che

$$\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) = \sum_{i \in I \setminus I_0} \alpha_i\mathbf{1}_{C_i} = \sum_{i \in I \setminus I_0} \frac{\mathbb{E}(X\mathbf{1}_{C_i})}{\mathbb{P}(C_i)} \mathbf{1}_{C_i} \text{ q.c.}$$

**Esercizio 2** Poniamo  $Z = \Psi_X(Y)$ . Mostriamo che  $Z$  soddisfa (MC1) e (MC2), il che peraltro conferma quanto visto nei corsi precedenti, cioè che

$$\mathbb{E}(X | Y = y) = \sum_x x p_{X|Y}(x|y)$$

per  $y \in E_Y$  e  $\mathbb{E}(X | Y = y)$  si può definire come si vuole purché misurabile per  $y \notin E_Y$  (infatti,  $\{Y \notin E_Y\} \in \mathcal{G} \equiv \sigma(Y)$  e  $\mathbb{P}(Y \notin E_Y) = 0$ ).

(MC1)  $\Psi_X(y)$  è boreliana, quindi  $Z$  è  $\sigma(Y)$ -misurabile. Inoltre,

$$\mathbb{E}(|Z|) = \sum_y |\Psi_X(y)|p_Y(y) \leq \sum_{x,y} |x|p_{XY}(x,y) = \mathbb{E}(|X|) < \infty.$$

(MC2) Sia  $\Gamma \in \mathcal{G} \equiv \sigma(Y)$ . Allora, esiste  $A$  boreliano tale che  $\Gamma = Y^{-1}(A) = \{Y \in A\}$  e si ha:

$$\mathbb{E}(Z\mathbf{1}_\Gamma) = \mathbb{E}(\Psi_X(Y)\mathbf{1}_{Y \in A}) = \sum_{y \in A} \Psi_X(y)p_Y(y)$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{y \in A \cap E_Y} \sum_x p_{XY}(x, y) \\
&= \mathbb{E}(X \mathbf{1}_{Y \in A \cap E_Y}) = \mathbb{E}(X \mathbf{1}_{Y \in A}) = \mathbb{E}(X \mathbf{1}_\Gamma)
\end{aligned}$$

perché  $\mathbb{P}(Y \in E_Y) = 1$ .

**Esercizio 3** Poniamo  $Z = \Psi_X(Y)$ . Mostriamo che  $Z$  soddisfa (MC1) e (MC2), il che peraltro conferma quanto visto nei corsi precedenti, cioè che

$$\mathbb{E}(X | Y = y) = \int x p_{X|Y}(x|y) dx$$

per  $y \in E_Y$  e  $\mathbb{E}(X | Y = y)$  si può definire come si vuole purché misurabile per  $y \notin E_Y$  (infatti,  $\{Y \notin E_Y\} \in \mathcal{G} \equiv \sigma(Y)$  e  $\mathbb{P}(Y \notin E_Y) = 0$ ).

(MC1)  $\Psi_X(y)$  è boreliana, quindi  $Z$  è  $\sigma(Y)$ -misurabile. Inoltre,

$$\mathbb{E}(|Z|) = \int |\Psi_X(y)| p_Y(y) dy \leq \int \int |x| p_{XY}(x, y) dx dy = \mathbb{E}(|X|) < \infty.$$

(MC2) Sia  $\Gamma \in \mathcal{G} \equiv \sigma(Y)$ . Allora, esiste  $A$  boreliano tale che  $\Gamma = Y^{-1}(A) = \{Y \in A\}$  e si ha:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(Z \mathbf{1}_\Gamma) &= \mathbb{E}(\Psi_X(Y) \mathbf{1}_{Y \in A}) = \int_A \Psi_X(y) p_Y(y) dy \\
&= \int_{A \cap E_Y} dy \int x p_{XY}(x, y) dx \\
&= \mathbb{E}(X \mathbf{1}_{Y \in A \cap E_Y}) = \mathbb{E}(X \mathbf{1}_{Y \in A}) = \mathbb{E}(X \mathbf{1}_\Gamma)
\end{aligned}$$

perché  $\mathbb{P}(Y \in E_Y) = 1$ .

**Esercizio 4.** Si ha  $X = X^+ - X^-$  e  $Y = Y^+ - Y^-$ , con  $X^\pm, Y^\pm \geq 0$ . Quindi, per  $A \in \mathcal{G}$ , le mappe

$$\mu_1^\pm(A) = \mathbb{E}(X^\pm \mathbf{1}_A) \quad \text{e} \quad \mu_2^\pm(A) = \mathbb{E}(Y^\pm \mathbf{1}_A)$$

definiscono delle misure finite. La condizione dà

$$\mu_1^\pm \equiv \mu_2^\pm \text{ su } \mathcal{I}$$

così che

$$\mu_1^\pm \equiv \mu_2^\pm \text{ su } \sigma(\mathcal{I}) = \mathcal{G}.$$

Allora, per ogni  $A \in \mathcal{G}$  si ottiene

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(X \mathbf{1}_A) &= \mathbb{E}(X^+ \mathbf{1}_A) - \mathbb{E}(X^- \mathbf{1}_A) = \mu_1^+(A) - \mu_1^-(A) \\
&= \mu_2^+(A) - \mu_2^-(A) = \mathbb{E}(Y^+ \mathbf{1}_A) - \mathbb{E}(Y^- \mathbf{1}_A) = \mathbb{E}(Y \mathbf{1}_A)
\end{aligned}$$

e quindi la v.a.  $\mathcal{G}$ -misurabile  $Y$  è una versione di  $\mathbb{E}(X | \mathcal{G})$ .

**Esercizio 5.** La condizione (i) equivale a (MC1). Dunque occorre mostrare che (ii) e (MC2) sono equivalenti, cioè

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X\mathbf{1}_\Gamma) &= \mathbb{E}(Y\mathbf{1}_\Gamma) \text{ per ogni } \Gamma \in \mathcal{G} \\ &\iff \\ \mathbb{E}(XZ) &= \mathbb{E}(YZ) \text{ per ogni v.a. } Z \text{ } \mathcal{G}\text{-misurabile e limitata} \end{aligned}$$

( $\Leftarrow$ ) Elementare, basta prendere  $Z = \mathbf{1}_\Gamma$ .

( $\Rightarrow$ ) Supponiamo dapprima che  $Z \in (SF)^+$ :  $Z = \sum_{j=1}^N a_j \mathbf{1}_{A_j}$ , con  $N$  opportuno,  $a_1, \dots, a_N \geq 0$  e  $A_1, \dots, A_N \in \mathcal{G}$  ( $Z$  è  $\mathcal{G}$ -misurabile!) e

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(XZ) &= \mathbb{E}\left(X \sum_{j=1}^N a_j \mathbf{1}_{A_j}\right) = \sum_{j=1}^N a_j \mathbb{E}(X\mathbf{1}_{A_j}) = \mathbb{E}(Y\mathbf{1}_{A_j}) \\ &= \mathbb{E}\left(Y \sum_{j=1}^N a_j \mathbf{1}_{A_j}\right) = \mathbb{E}(YZ) \end{aligned}$$

Prendiamo ora  $Z$   $\mathcal{G}$ -misurabile e q.c. limitata. Osserviamo che poiché  $Z$  è q.c. limitata, senz'altro  $XZ$  e  $YZ$  sono integrabili (ad esempio,  $|XZ| \leq |X| \cdot C$  q.c., con  $C$  costante positiva). Inoltre,  $Z = Z^+ - Z^-$ , con  $Z^\pm \geq 0$   $\mathcal{G}$ -misurabili (e q.c. limitate, quindi  $XZ^\pm$  e  $YZ^\pm$  sono integrabili). Quindi, esistono due successioni  $\{Z_n^\pm\}_n \subset (SF)^+$  tali che  $Z_n^\pm \uparrow Z^\pm$ . Ora, usando (MON), si ha

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(XZ) &= \mathbb{E}(XZ^+) - \mathbb{E}(XZ^-) = \lim_n \left( \mathbb{E}(XZ_n^+) - \mathbb{E}(XZ_n^-) \right) \\ &= \lim_n \left( \mathbb{E}(YZ_n^+) - \mathbb{E}(YZ_n^-) \right) = \mathbb{E}(YZ^+) - \mathbb{E}(YZ^-) = \mathbb{E}(YZ) \end{aligned}$$

da cui la tesi.

**Esercizio 6. a1)** Posto  $G = \{\mathbb{P}(B | \mathcal{G}) \leq 0\}$ ,  $\mathbb{P}_0(G) = 0$  se e solo se  $\mathbb{P}(G \cap B) = 0$ . Poiché  $G \in \mathcal{G}$ , si ha

$$0 \leq \mathbb{P}(B \cap G) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_{B \cap G}) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_B \mathbf{1}_G) = \mathbb{E}\left(\mathbb{P}(B | \mathcal{G}) \mathbf{1}_G\right) \leq 0$$

e quindi  $\mathbb{P}(B \cap G) = 0$ .

**a2)** La v.a.  $\mathcal{G}$ -misurabile e q.c. non negativa  $Y = \frac{\mathbb{P}(A \cap B | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B | \mathcal{G})}$  è una versione di  $\mathbb{P}_0(A | \mathcal{G}) = \mathbb{E}_0(\mathbf{1}_A | \mathcal{G})$  se e solo se

$$\mathbb{E}_0(Y\mathbf{1}_\Gamma) = \mathbb{E}_0(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_\Gamma)$$

per ogni  $\Gamma \in \mathcal{G}$ . Infatti, si ha:

$$\mathbb{E}_0(Y\mathbf{1}_\Gamma) = \mathbb{E}(Y\mathbf{1}_\Gamma \mathbf{1}_B) = \mathbb{E}\left(\frac{\mathbb{P}(A \cap B | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B | \mathcal{G})} \mathbf{1}_\Gamma \mathbf{1}_B\right)$$

$$\begin{aligned}
&= \mathbb{E} \left( \underbrace{\mathbb{E} \left( \frac{\mathbb{P}(A \cap B | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B | \mathcal{G})} \mathbf{1}_\Gamma \mathbf{1}_B \right)}_{\text{è } \mathcal{G}\text{-misurabile}} \middle| \mathcal{G} \right) = \mathbb{E} \left( \frac{\mathbb{P}(A \cap B | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B | \mathcal{G})} \mathbf{1}_\Gamma \mathbb{E}(\mathbf{1}_B | \mathcal{G}) \right) \\
&= \mathbb{E} \left( \mathbb{E}(\mathbf{1}_{A \cap B} | \mathcal{G}) \underbrace{\mathbf{1}_\Gamma}_{\text{è } \mathcal{G}\text{-mis.}} \right) = \mathbb{E} \left( \mathbb{E}(\mathbf{1}_{A \cap B} \mathbf{1}_\Gamma | \mathcal{G}) \right) \\
&= \mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_\Gamma \mathbf{1}_B) = \mathbb{E}_0(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_\Gamma)
\end{aligned}$$

**b)** Se  $\mathcal{I} = \{G \cap H : G \in \mathcal{G}, H \in \mathcal{H}\}$ , allora  $\mathcal{I}$  è un  $\pi$ -system che genera  $\mathcal{G} \vee \mathcal{H}$ . Dunque, fissato  $A \in \mathcal{F}$ , basta far vedere che per ogni  $G \in \mathcal{G}$  e  $H \in \mathcal{H}$  si ha

$$\mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_{G \cap H}) = \mathbb{E} \left( \sum_i \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i} \mathbf{1}_{G \cap H} \right)$$

E ricordando che  $H \in \mathcal{H}$  se e solo se  $H = \bigcup_{i \in I_H} B_i$ , occorre mostrare che

$$\mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_{G \cap H}) = \mathbb{E} \left( \sum_{i \in I_H} \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i} \mathbf{1}_G \right)$$

La dimostrazione si può fare direttamente o anche usando il punto **a)**. Vediamo entrambi i modi.

Direttamente, si ha:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E} \left( \sum_{i \in I_H} \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i} \mathbf{1}_G \right) &\stackrel{(\text{MON})}{=} \sum_{i \in I_H} \underbrace{\mathbb{E} \left( \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_G \mathbf{1}_{B_i} \right)}_{\text{è } \mathcal{G}\text{-misurabile e q.c. limitata}} \\
&= \sum_{i \in I_H} \mathbb{E} \left( \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_G \mathbb{E}(\mathbf{1}_{B_i} | \mathcal{G}) \right) \\
&= \sum_{i \in I_H} \mathbb{E} \left( \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_G \mathbb{P}(B_i | \mathcal{G}) \right) \\
&\stackrel{(\text{MON})}{=} \mathbb{E} \left( \sum_i \mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G}) \mathbf{1}_{B_i} \mathbf{1}_G \mathbf{1}_H \right) = \mathbb{E} \left( \mathbb{P}(A | \mathcal{G}) \mathbf{1}_{G \cap H} \right) \\
&= \mathbb{E} \left( \mathbb{E}(\mathbf{1}_A | \mathcal{G}) \mathbf{1}_{G \cap H} \right) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_{G \cap H})
\end{aligned}$$

Secondo modo: come conseguenza di **a)**. Sia  $I = \{i : \mathbb{P}(B_i) > 0\}$ : per  $i \in I$ ,  $\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G}) > 0$  q.c. Ovviamente, q.c. si ha

$$\sum_i \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i} = \sum_{i \in I} \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i}$$

Ora, per  $i \in I$ , indichiamo con  $\mathbb{P}_i$  la probabilità condizionata a  $B_i$  e con  $\mathbb{E}_i$  l'aspettazione sotto  $\mathbb{P}_i$  ( $\mathbb{E}_i(Y) = \mathbb{E}(Y \mathbf{1}_{B_i})$ ). Allora, per ogni  $H = \bigcup_{i \in I_H} B_i \in$

$\mathcal{H}$  e  $G \in \mathcal{G}$ ,

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\left(\sum_i \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i} \mathbf{1}_{G \cap H}\right) &\stackrel{\text{(MON)}}{=} \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbb{E}\left(\frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_{B_i} \mathbf{1}_G\right) \\
&= \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbb{E}_i\left(\frac{\mathbb{P}(A \cap B_i | \mathcal{G})}{\mathbb{P}(B_i | \mathcal{G})} \mathbf{1}_G\right) \stackrel{\text{a2)}}{=} \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbb{E}_i\left(\mathbb{P}_i(A | \mathcal{G}) \mathbf{1}_G\right) \\
&= \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbb{E}_i\left(\mathbb{E}_i(\mathbf{1}_A | \mathcal{G}) \mathbf{1}_G\right) = \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbb{E}_i(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_G) = \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_G \mathbf{1}_{B_i}) \\
&\stackrel{\text{(MON)}}{=} \mathbb{E}\left(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_G \sum_{i \in I \cap I_H} \mathbf{1}_{B_i}\right) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_G \mathbf{1}_H) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_A \mathbf{1}_G \cap H)
\end{aligned}$$

da cui la tesi.

**Esercizio 7.** Se  $Z = \mathbb{E}(X | \mathcal{G}_1)$ , allora  $Z \in L^2$  e  $Z$  è  $\mathcal{G}_2$  misurabile. Quindi

$$\mathbb{E}\left((X - Z)^2\right) \geq \inf_{W \in L^2(\mathcal{G}_2)} \mathbb{E}\left((X - W)^2\right) = \mathbb{E}\left([X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}_2)]^2\right),$$

da cui la tesi.

**Esercizio 8.** Si ha

$$\begin{aligned}
\text{Var}(X) &= \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X))^2\right) = \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}) + \mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))^2\right) \\
&= \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}))^2\right) + \mathbb{E}\left((\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))^2\right) \\
&\quad + 2\mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}))(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))\right) \\
&= a + b + c
\end{aligned}$$

Ma:

$$\begin{aligned}
a &= \mathbb{E}\left(\mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}))^2 \mid \mathcal{G}\right)\right) = \mathbb{E}(\text{Var}(X | \mathcal{G})) \\
b &= \mathbb{E}\left((\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))^2\right) = \mathbb{E}\left(\left(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}))\right)^2\right) \\
&= \text{Var}(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}))
\end{aligned}$$

e dunque basta mostrare che  $c = 0$ . Infatti,

$$\begin{aligned}
\frac{c}{2} &= \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}))(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))\right) \\
&= \mathbb{E}\left(\mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G})) \underbrace{(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))}_{\text{è } \mathcal{G}\text{-misurabile}} \mid \mathcal{G}\right)\right) \\
&= \mathbb{E}\left(\underbrace{(\mathbb{E}(X | \mathcal{G}) - \mathbb{E}(X))}_{\text{è } \mathcal{G}\text{-mis.}} \mathbb{E}\left(X - \mathbb{E}(X | \mathcal{G}) \mid \mathcal{G}\right)\right)
\end{aligned}$$

$$= \mathbb{E}\left(\left(\mathbb{E}(X|\mathcal{G}) - \mathbb{E}(X)\right)\left(\mathbb{E}(X|\mathcal{G}) - \mathbb{E}(X|\mathcal{G})\right)\right) = 0$$

**Esercizio 9 a)** Sia  $A$  un boreliano tale che  $\mu_{\mathbb{P}}(A) = 0$ . Allora

$$\mu_{\mathbb{Q}}(A) = \mathbb{Q}(Y \in A) = \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(\mathbf{1}_{Y \in A}) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(X \mathbf{1}_{Y \in A}) = 0$$

perché  $\mathbb{P}(Y \in A) = \mu_{\mathbb{P}}(A) = 0$  e quindi  $X \mathbf{1}_{Y \in A} = 0$   $\mathbb{P}$ -q.c. Dunque,  $\mu_{\mathbb{Q}} \ll \mu_{\mathbb{P}}$ .

**b)** Osserviamo che per ogni boreliano  $A$ ,

$$\mu_{\mathbb{Q}}(A) = \int_A \frac{d\mu_{\mathbb{Q}}}{d\mu_{\mathbb{P}}}(y) \mu_{\mathbb{P}}(dy) = \int \frac{d\mu_{\mathbb{Q}}}{d\mu_{\mathbb{P}}}(y) \mathbf{1}_{y \in A} \mu_{\mathbb{P}}(dy) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(h(Y) \mathbf{1}_{Y \in A})$$

dove si è posto  $h(y) = \frac{d\mu_{\mathbb{Q}}}{d\mu_{\mathbb{P}}}(y)$ . D'altra parte, si ha anche

$$\mu_{\mathbb{Q}}(A) = \mathbb{Q}(Y \in A) = \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(\mathbf{1}_{Y \in A}) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(X \mathbf{1}_{Y \in A}).$$

Allora, per ogni boreliano  $A$ , dev'essere

$$\mathbb{E}^{\mathbb{P}}(h(Y) \mathbf{1}_{Y \in A}) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(X \mathbf{1}_{Y \in A}).$$

Essendo  $\{Y \in A\}$  un generico elemento di  $\sigma(Y)$ , (MC2) suggerisce che  $h(Y) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(X|Y)$ . Perché questo sia vero, occorre che  $h(Y)$  verifichi anche (MC1):  $h(Y)$  è senz'altro  $\sigma(Y)$  misurabile ed è anche  $\mathbb{P}$ -integrabile perché  $h \geq 0$  e per quanto visto sopra

$$\mathbb{E}^{\mathbb{P}}(h(Y)) = \mathbb{E}^{\mathbb{P}}(X) = 1.$$

Dunque,  $h(y) = \mathbb{E}(X|Y = y)$ .

**Esercizio 10 a1)** Sia  $\Gamma = \{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G}) = 0\}$ . Allora  $\Gamma \in \mathcal{G}$  e da (MC2) si ottiene

$$\mathbb{E}(Z \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}}) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(Z|\mathcal{G}) \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}}) = 0$$

Poiché  $Z \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}} \geq 0$  q.c., se la media è nulla allora  $Z \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}} = 0$  q.c.

**a2)** Osserviamo che poiché  $\mathbb{E}(X|\mathcal{G})$  è  $\mathcal{G}$ -misurabile, si ha

$$\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G}) \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} = \mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} | \mathcal{G})$$

quindi basta dimostrare che per ogni  $\Gamma \in \mathcal{G}$  si ha

$$\mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\Gamma}) = \mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbf{1}_{\Gamma})$$

Infatti, ricordando che se  $Z \geq 0$  q.c. allora  $\mathbb{E}(Z|\mathcal{G}) \geq 0$  q.c., si ha

$$\mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\Gamma}) = \mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbf{1}_{\Gamma}) + \underbrace{\mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}} \mathbf{1}_{\Gamma})}_{=0 \text{ q.c. da a1)}$$

$$= \mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbf{1}_\Gamma)$$

**b1)** Dimostriamo che  $\mathbb{Q}(\mathbb{E}(Z|\mathcal{G}) > 0) = 1$ :

$$\begin{aligned} \mathbb{Q}(\mathbb{E}(Z|\mathcal{G}) > 0) &= \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(\mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}}) = \mathbb{E}(Z \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}}) \\ &= \mathbb{E}(Z) - \underbrace{\mathbb{E}(Z \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})=0\}})}_{=0 \text{ q.c. da a1}} = 1. \end{aligned}$$

**b2)** Osserviamo che, da **b1)** e **a2)**, si ha

$$\frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \quad \mathbb{Q}\text{-q.c.}$$

quindi occorre dimostrare che

$$\mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(Y|\mathcal{G}) = \frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \quad \mathbb{Q}\text{-q.c.}$$

La  $\mathcal{G}$ -misurabilità è garantita. Basta quindi provare che per ogni  $\Gamma \in \mathcal{G}$  si ha

$$\mathbb{E}^{\mathbb{Q}}(Y \mathbf{1}_\Gamma) = \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}\left(\frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbf{1}_\Gamma\right)$$

e quindi che

$$\mathbb{E}(ZY \mathbf{1}_\Gamma) = \mathbb{E}\left(Z \frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbf{1}_\Gamma\right)$$

Infatti:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\left(Z \frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbf{1}_\Gamma\right) &= \mathbb{E}\left(\underbrace{\mathbb{E}\left(Z \frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \middle| \mathcal{G}\right)}_{\text{è } \mathcal{G}\text{-misurabile}} \mathbf{1}_\Gamma\right) \\ &= \mathbb{E}\left(\frac{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G})}{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})} \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}} \mathbb{E}(Z|\mathcal{G}) \mathbf{1}_\Gamma\right) \\ &= \mathbb{E}\left(\underbrace{\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G}) \mathbf{1}_{\{\mathbb{E}(Z|\mathcal{G})>0\}}}_{=\mathbb{E}(YZ|\mathcal{G}) \text{ da a2}} \mathbf{1}_\Gamma\right) = \mathbb{E}(YZ \mathbf{1}_\Gamma) \end{aligned}$$

da cui la tesi.

**Esercizio 11. a)** Posto  $\Lambda_{XY}$  e  $\Lambda_{ZY}$  la legge congiunta rispettivamente di  $(X, Y)$  e  $(Z, Y)$ , si ha  $\Lambda_{XY} = \Lambda_{ZY}$ . Inoltre, per ogni  $A \in \sigma(Y)$ ,  $A = Y^{-1}(B)$  con  $B$  boreliano, si ha

$$\mathbb{E}(\mathbb{E}(h(X)|Y) \mathbf{1}_A) = \mathbb{E}(h(X) \mathbf{1}_A) = \mathbb{E}(h(X) \mathbf{1}_{Y \in B}) = \int h(x) \mathbf{1}_{y \in B} d\Lambda_{XY}(x, y)$$

$$= \int h(x) \mathbf{1}_{y \in B} d\Lambda_{ZY}(x, y) = \mathbb{E}(h(Z) \mathbf{1}_{Y \in B}) = \mathbb{E}(h(Z) \mathbf{1}_A) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(h(Z) | Y) \mathbf{1}_A)$$

Quindi,

$$\mathbb{E}\left(\left(\mathbb{E}(h(X) | Y) - \mathbb{E}(h(X) | Y)\right) \mathbf{1}_A\right) = 0 \quad \text{per ogni } A \in \sigma(Y).$$

Poiché  $\mathbb{E}(h(X) | Y) - \mathbb{E}(h(X) | Y)$  è  $\sigma(Y)$ -misurabile, si ottiene  $\mathbb{E}(h(X) | Y) - \mathbb{E}(h(X) | Y) = 0$  q.c.

**b)** È facile vedere che  $(T_1, T), \dots, (T_n, T)$  hanno la stessa legge. Usando **a)** si ha

$$\mathbb{E}(T_1 | T) = \dots = \mathbb{E}(T_n | T)$$

e quindi, per ogni  $i = 1, \dots, n$ ,

$$\sum_{k=1}^n \mathbb{E}(T_k | T) = n \mathbb{E}(T_i | T).$$

Ma

$$\sum_{k=1}^n \mathbb{E}(T_k | T) = \mathbb{E}\left(\sum_{k=1}^n T_k | T\right) = \mathbb{E}(T | T) = T$$

da cui segue la tesi.

**Esercizio 12 a)** Fissato  $A$  boreliano, sia  $f(z, y) = \mathbf{1}_{z + \phi(y) \in A}$ .  $f$  è ovviamente boreliana e poiché  $Z$  è indipendente da  $Y$  si ha  $\mathbb{E}(f(Z, Y) | Y) = \mathbb{E}(f(Z, y))|_{y=Y}$  e quindi

$$\mathbb{E}(f(Z, Y) | Y = y) = \mathbb{E}(f(Z, y)) \quad \text{q.o. } y$$

da cui la tesi.

**b)** Osserviamo che

$$\begin{pmatrix} X - AY \\ Y \end{pmatrix} = B \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \quad \text{dove } B = \begin{pmatrix} I_{k \times k} & -A_{k \times p} \\ 0_{p \times k} & I_{p \times p} \end{pmatrix}$$

Dunque,  $(X - AY, Y)$  è una trasformazione lineare di  $(X, Y)$  e quindi è ancora un vettore (congiuntamente) gaussiano. Ciò significa che  $X - AY$  (a valori in  $\mathbb{R}^k$ ) e  $Y$  (a valori in  $\mathbb{R}^p$ ) sono indipendenti se e solo se le tutte le covarianze sono nulle, cioè se e solo se

$$\text{Cov}(X_i - (AY)_i, Y_j) = 0 \quad \text{per ogni } i = 1, \dots, k \text{ e } j = 1, \dots, p. \quad (1)$$

Questo consente di impostare un sistema lineare che consente la determinazione univoca di  $A$ . Infatti, da (1) si ha

$$0 = \text{Cov}\left(X_i - \sum_{\ell=1}^p A_{i\ell} Y_\ell, Y_j\right) = \text{Cov}(X_i, Y_j) - \sum_{\ell=1}^p A_{i\ell} \text{Cov}(Y_\ell, Y_j)$$

$$= (C_{XY})_{ij} - \sum_{\ell=1}^p A_{i\ell}(C_Y)_{\ell j} = (C_{XY})_{ij} - (AC_Y)_{ij}$$

per ogni  $i = 1, \dots, k$  e  $j = 1, \dots, p$ . In forma compatta, otteniamo  $C_{XY} - AC_Y = 0$ , il che dà

$$A = C_{XY}C_Y^{-1}.$$

c) Presa  $A$  come nel punto precedente, possiamo scrivere

$$X = X - AY + AY \equiv Z + \phi(Y)$$

con  $Z = X - AY$  e  $\phi(Y) = Ay$ . Poiché  $Z$  e  $Y$  sono indipendenti, da **a)** segue che la legge di  $X$  dato  $Y = y$  è la legge di  $Z + Ay$ . Ora,  $Z$  è gaussiana e  $Ay$  è una traslazione deterministica, quindi la legge di  $Z + Ay$  ha media e matrice di covarianza date rispettivamente da

$$\mu_{X|Y=y} = m_Z + Ay \quad e \quad C_{X|Y=y} = C_Z$$

dove  $m_Z$  e  $C_Z$  denotano rispettivamente la media e la matrice di covarianza di  $Z$ . Andiamo quindi a calcolarle. Si ha

$$m_Z = \mathbb{E}(Z) = \mathbb{E}(X - AY) = \mathbb{E}(X) - A\mathbb{E}(Y) = m_X - C_{XY}C_Y^{-1}m_Y$$

Sostituendo, si ottiene

$$\mu_{X|Y=y} = m_X + C_{XY}C_Y^{-1}(y - m_Y).$$

Passiamo a  $\Sigma_Y$ . Si ha, per  $i, j = 1, \dots, k$ ,

$$\begin{aligned} (C_{X|Y=y})_{ij} &= \text{Cov}(Z_i, Z_j) = \text{Cov}\left(X_i - \sum_{\ell_1=1}^p A_{i\ell_1}Y_{\ell_1}, X_j - \sum_{\ell_2=1}^p A_{j\ell_2}Y_{\ell_2}\right) \\ &= \text{Cov}(X_i, X_j) - \sum_{\ell_2=1}^p A_{j\ell_2} \text{Cov}(X_i, Y_{\ell_2}) - \sum_{\ell_1=1}^p A_{i\ell_1} \text{Cov}(X_j, Y_{\ell_1}) \\ &\quad + \sum_{\ell_1, \ell_2=1}^p A_{i\ell_1} A_{j\ell_2} \text{Cov}(Y_{\ell_1}, Y_{\ell_2}) \\ &= (C_X)_{ij} - (C_{XY}A^t)_{ij} - (AC_{YX})_{ij} + (AC_Y A^t)_{ij} \end{aligned}$$

dove  $A^t$  denota la trasposta di  $A$ . Ricordando che  $C_Y$  è simmetrica e  $C_{XY} = C_{YX}$ , si ha  $A^t = (C_{XY}C_Y^{-1})^t = (C_Y^t)^{-1}C_{YX}^t = C_Y^{-1}C_{YX}$ . Quindi

$$\begin{aligned} C_{X|Y=y} &= C_X - C_{XY}C_Y^{-1}C_{YX} - C_{XY}C_Y^{-1}C_{YX} + C_{XY}C_Y^{-1}C_Y C_Y^{-1}C_{YX} \\ &= C_X - C_{XY}C_Y^{-1}C_{YX} \end{aligned}$$

Ribadiamo che  $C_{X|Y=y}$  non dipende da  $y$ : la conoscenza di  $Y = y$  influenza solo la media della legge condizionale e non la matrice di covarianza.

**d)** Usiamo quanto visto nel punto **c)** perché  $(X, Y) = (X, X + W)$  è una trasformazione lineare della v.a. gaussiana  $(X, W)$  e dunque è gaussiana. Qui,  $k = p = 1$  e la legge di  $X$  dato che  $Y = y$  è gaussiana di media

$$\mu_{X|Y=y} = m_X + C_{XY}C_Y^{-1}(y - m_Y) = m_X + \text{Cov}(X, Y)\text{Var}(Y)^{-1}(y - m_Y)$$

e varianza

$$\sigma_{X|Y=y}^2 = \text{Var}(X) - \text{Cov}(X, Y)\text{Var}(Y)^{-1}\text{Cov}(X, Y).$$

Calcoliamo queste quantità:

$$\begin{aligned} m_Y &= \mathbb{E}(X + W) = 0, & \text{Var}(Y) &= \text{Var}(X + W) = 1 + \sigma^2, \\ \text{Cov}(X, Y) &= \text{Cov}(X, X + W) = \text{Var}(X) = 1. \end{aligned}$$

Quindi,

$$\mu_{X|Y=y} = \frac{y}{1 + \sigma^2} \quad \text{e} \quad \sigma_{X|Y=y}^2 = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} = \frac{\sigma^2}{1 + \sigma^2}.$$

**e)** Usiamo ancora quanto visto nel punto **c)** perché  $(X, Y_1, Y_2) = (X, X + W_1, X + W_2)$  è una trasformazione lineare della v.a. gaussiana  $(X, W_1, W_2)$  e dunque è gaussiana. Qui,  $k = 1$  e  $p = 2$  e la legge di  $X$  dato che  $Y = y$  è gaussiana di media

$$\mu_{X|Y=y} = m_X + C_{XY}C_Y^{-1}(y - m_Y)$$

e varianza

$$\sigma_{X|Y=y}^2 = \text{Var}(X) - C_{XY}C_Y^{-1}C_{YX}.$$

Calcoliamo queste quantità. Si ha:

$$(m_Y)_1 = \mathbb{E}(X + W_1) = 0 = \mathbb{E}(X + W_2) = (m_Y)_2$$

e

$$\begin{aligned} C_{XY} &= (\text{Cov}(X, Y_1), \text{Cov}(X, Y_2)) \\ &= (\text{Cov}(X, X + W_1), \text{Cov}(X, X + W_2)) = (1, 1) = C_{YX}^t \end{aligned}$$

Inoltre,

$$\begin{aligned} C_Y &= \begin{pmatrix} \text{Var}(Y_1) & \text{Cov}(Y_1, Y_2) \\ \text{Cov}(Y_2, Y_1) & \text{Var}(Y_2) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \text{Var}(X + W_1) & \text{Cov}(X + W_1, X + W_2) \\ \text{Cov}(X + W_2, X + W_1) & \text{Var}(X + W_2) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 + \sigma^2 & 1 \\ 1 & 1 + \sigma^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

da cui si trova facilmente che

$$C_Y^{-1} = \frac{1}{\sigma^2(2 + \sigma^2)} \begin{pmatrix} 1 + \sigma^2 & -1 \\ -1 & 1 + \sigma^2 \end{pmatrix}$$

Sostituendo, si ottiene

$$\begin{aligned} \mu_{X|Y=y} &= (1, 1) \cdot \frac{1}{\sigma^2(2 + \sigma^2)} \begin{pmatrix} 1 + \sigma^2 & -1 \\ -1 & 1 + \sigma^2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \frac{y_1 + y_2}{2 + \sigma^2} \\ \sigma_{X|Y=y}^2 &= 1 - (1, 1) \cdot \frac{1}{\sigma^2(2 + \sigma^2)} \begin{pmatrix} 1 + \sigma^2 & -1 \\ -1 & 1 + \sigma^2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{\sigma^2}{2 + \sigma^2}. \end{aligned}$$

Si noti che in questo secondo caso la varianza di  $X$  dato che  $Y = y$  è senz'altro più piccola che nell'esempio precedente, in cui veniva uguale a  $\sigma^2/(1 + \sigma^2)$ . In questo senso allora sembra vero che più osservazioni diano una stima migliore.

**Esercizio 13.** a)  $Z$  assume due valori, 0 o 1, quindi  $\mathcal{C} = \{C_0, C_1\}$  dove

$$C_0 = Z^{-1}(\{0\}) \quad \text{e} \quad C_1 = Z^{-1}(\{1\}).$$

Ora, se la  $\sigma$ -algebra condizionante è generata da una partizione finita o al più numerabile di  $\Omega$  allora la media condizionale è costante sugli elementi della partizione:

$$\mathbb{E}(W | Z) = \alpha_0 \mathbf{1}_{\{Z=0\}} + \alpha_1 \mathbf{1}_{\{Z=1\}} \quad \text{con} \quad \alpha_i = \frac{\mathbb{E}(W \mathbf{1}_{Z=i})}{\mathbb{P}(Z=i)}, \quad i = 0, 1.$$

dove si ponga, ad esempio,  $\alpha_i := 0$  se  $\mathbb{P}(C_i) = 0$ . Per la verifica, si rimanda all'Esercizio 1.

b) Scelta  $W = X$ , si ha

$$\alpha_1 = \frac{\mathbb{E}(X \mathbf{1}_{\{Z=1\}})}{\mathbb{P}(Z=1)} = 0$$

perché  $X \mathbf{1}_{\{Z=1\}} = X \mathbf{1}_{\{X=0, Y=0\}} = 0$  q.c. Poi,

$$\alpha_0 = \frac{\mathbb{E}(X \mathbf{1}_{\{Z=0\}})}{\mathbb{P}(Z=0)} = \frac{\mathbb{E}(X \mathbf{1}_{\{X+Y>0\}})}{\mathbb{P}(X+Y>0)}.$$

Ma,  $X \mathbf{1}_{\{X+Y>0\}} = X - X \mathbf{1}_{\{X+Y=0\}} = X$  q.c. e quindi  $\mathbb{E}(X \mathbf{1}_{\{X+Y>0\}}) = \mathbb{E}(X) = p$ . Poi,  $\mathbb{P}(X+Y>0) = 1 - \mathbb{P}(X+Y=0) = 1 - \mathbb{P}(X=0, Y=0) = 1 - \mathbb{P}(X=0)\mathbb{P}(Y=0) = 1 - (1-p)^2 = p(2-p)$ . Quindi,

$$\alpha_0 = \frac{p}{p(2-p)} = \frac{1}{2-p}.$$

Infine, per simmetria dev'essere  $\mathbb{E}(Y | Z) = \mathbb{E}(X | Z)$ , da cui segue che

$$\mathbb{E}(X | Z) = \mathbb{E}(Y | Z) = \frac{1}{2-p} \mathbf{1}_{\{Z=0\}}.$$

Essendo uguali,  $\mathbb{E}(X | Z)$  e  $\mathbb{E}(Y | Z)$  non possono certo essere indipendenti.

c) Poniamo  $W_k = \mathbb{E}(X_k | Z_k) = \frac{1}{2-p} \mathbf{1}_{\{Z_k=0\}}$ . Essendo le  $Z_k = X_k + Y_k$  i.i.d., le  $W_k$  sono anch'esse i.i.d. Ora, la presenza di  $\sqrt{n}$  suggerisce (o quantomeno dovrebbe suggerire) il TLC. Calcoliamo media e varianza di  $W_k$ :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(W_k) &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(X_k | \mathcal{G}_k)) = \mathbb{E}(X_k) = p =: \mu \\ \mathbb{E}(W_k^2) &= \mathbb{E}\left(\frac{1}{(2-p)^2} \mathbf{1}_{\{Z_k=0\}}\right) = \frac{1}{(2-p)^2} p(2-p) = \frac{p}{2-p} \\ \text{quindi } \text{Var}(W_k) &= \frac{p}{2-p} - p^2 =: \sigma^2 \end{aligned}$$

Ora,

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(X_k | \mathcal{G}_k) - \sqrt{n} p = \frac{\sum_{k=1}^n (W_k - \mu)}{\sqrt{n}}$$

e il TLC dà

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(X_k | \mathcal{G}_k) - \sqrt{n} p \xrightarrow{w} N(0, \sigma^2)$$

**Esercizio 14.** Osserviamo che 1)  $S_n = S_{n-1} + X_n$ ; 2)  $S_{n-1}$  è  $\mathcal{F}_{n-1}$ -misurabile ed ovviamente  $\sigma(S_{n-1})$ -misurabile; 3)  $X_n$  è indipendente da  $\mathcal{F}_{n-1}$  e da  $S_{n-1}$ . Allora,

$$\mathbb{E}(f(S_n) | \mathcal{F}_{n-1}) = \mathbb{E}(f(S_{n-1} + X_n) | \mathcal{F}_{n-1}) = \mathbb{E}(f(\xi + X_n)) \Big|_{\xi=S_{n-1}}$$

e

$$\mathbb{E}(f(S_n) | S_{n-1}) = \mathbb{E}(f(S_{n-1} + X_n) | S_{n-1}) = \mathbb{E}(f(\xi + X_n)) \Big|_{\xi=S_{n-1}}$$

da cui la tesi.