

Dimostrare che se $E, F \in \mathcal{F} \Rightarrow E \cap F \in \mathcal{F}$

$$E, F \in \mathcal{F} \rightarrow \bar{E}, \bar{F} \in \mathcal{F} \rightarrow \bar{E} \cup \bar{F} \in \mathcal{F}$$

$$\rightarrow \overline{E \cap F} \in \mathcal{F} \quad \text{Per De Morgan}$$

$$\overline{E \cap F} = \bar{E} \cup \bar{F}$$

$$\text{Quindi } E \cap F \in \mathcal{F} \text{ se } E, F \in \mathcal{F}$$

Proposizione 1: $P(E) \geq 0$, $P(\Omega) = 1$

$$P(\Omega) = 1 \quad \Omega = E \cup \bar{E}$$

$$P[E \cup \bar{E}] = P[E] + P[\bar{E}]$$

$$1 = P[E] + P[\bar{E}]$$

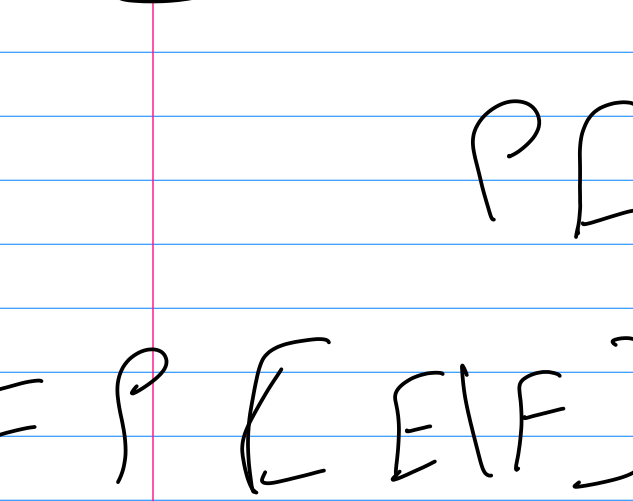
$$P[\bar{E}] = 1 - P[E]$$

Proposizione 2: Se $F \subseteq E \Rightarrow P[F] \leq P[E]$

$$F \subseteq E \rightarrow E = F \cup (E \setminus F)$$

$$P[F \cup (E \setminus F)] = \underbrace{P[F] + P[E \setminus F]}_{P[E]} \geq P[F]$$

Proposizione 3: $P(E \cup F) = P[E] + P[F] - P(E \cap F)$



$$E \cup F = (E \setminus F) \cup (E \cap F) \cup (F \setminus E)$$

$$P[(E \setminus F) \cup (E \cap F) \cup (F \setminus E)] =$$

$$= P[E \setminus F] + P(E \cap F) + P[F \setminus E] =$$

$$E \setminus F = E \setminus (E \cap F) \quad \text{NB}$$

$$F \setminus E = F \setminus (E \cap F)$$

$$= P(E) - P(E \cap F) + P(E \cap F) + P(F) - P(E \cap F)$$

$$P(E) + P(F) - P(E \cap F)$$

Teorema (Formula delle probabilità totali)

Se $\{E_i\}$ una partizione di Ω , cioè F un evento, possiamo considerarlo in Ω .

$$P(F) = \sum_{i=1}^n P(F \cap E_i) = \sum_{i=1}^n P(F|E_i) P(E_i)$$

$$\text{NB: } P(F|E) = \frac{P(F \cap E)}{P(E)}$$

$$P[F \cap E] = P[F|E] \cdot P[E]$$

$$F = F \cap \Omega = F \cap \left(\bigcup_{i=1}^n E_i \right) =$$

$$= \bigcup_{i=1}^n (F \cap E_i)$$

$$P[F] = P\left(\bigcup_{i=1}^n (F \cap E_i)\right) =$$

$$= \sum_{i=1}^n P(F \cap E_i) = \sum_{i=1}^n P(F|E_i) P(E_i)$$

Teorema (Formula di Bayes)

Dati un evento F e dato una partizione $\{E_i\}$ di Ω , si ha:

$$P(E_h|F) = \frac{P(F|E_h) \cdot P(E_h)}{\sum_{i=1}^n P(F|E_i) \cdot P(E_i)}$$

$$P[E_h \cap F] = P[E_h|F] P[F] = P[F|E_h] P[E_h]$$

$$P[E_h|F] = \frac{P[F|E_h] P[E_h]}{P[F]}$$

$$P[F] = \sum_i P[F|E_i] P[E_i]$$

Proposizione: Se E e F indipendenti allora F e \bar{F} indipendenti da E

$$P[E \cap F] = P[E] \Rightarrow P[E|F] = P[E]$$

$$P[E \cap F] = P[E|F] P[F] = \underline{P[E] P[F]}$$

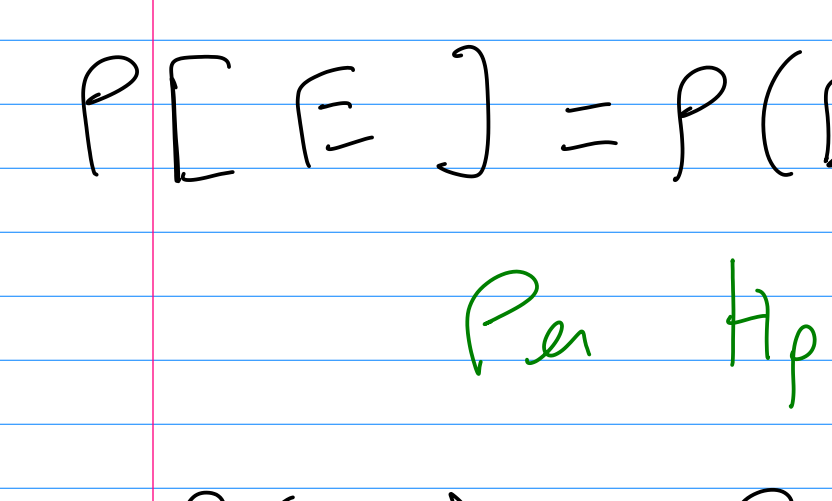
$$P[E \cap F] = P[F|E] P[E]$$

$$P[E] P[F] = P[F|E] P[E]$$

Proposizione: Se F e F sono indipendenti allora sono indipendenti anche E ed \bar{F}

$$P[E|F] = P[E]$$

$$P[E|F] = P[E]$$



$$E = (E \cap \bar{F}) \cup (E \cap F)$$

$$P[E] = P(E \cap \bar{F}) + P(E \cap F) =$$

$$P(E) \cdot P(F) + P(E \cap F)$$

$$P[E] = P(E) \cdot P(F) + P(E \cap F)$$

$$P(E \cap \bar{F}) = P[E] - P(F) P(E) =$$

$$= [1 - P(F)] P(E)$$

$$P(E \cap \bar{F}) = P(\bar{F}) P(E) \quad \text{ovvero } E \text{ e } \bar{F} \text{ indip.}$$

Proprietà: $P(a \leq X \leq b) = F_X(b) - F_X(a) = \int_a^b f_X(x) dx$

$$I_a = (-\infty, a) \quad I_b = (-\infty, b) \quad I_{ab} = (a, b)$$

$$P(X \in I_b) = P(I_b) = P(I_a \cup I_{ab}) =$$

$$= P(I_a) + P(I_{ab})$$

$$P(I_b) = P(I_a) + P(I_{ab})$$

$$P(I_{ab}) = P(I_b) - P(I_a)$$

$$\int_{-\infty}^b f_X(x) dx - \int_{-\infty}^a f_X(x) dx =$$

$$= \int_a^b f_X(x) dx$$

Proprietà: $Var[X] = E[(X - \mu)^2]$

$$Var[X] = E[(X - \mu)^2] =$$

$$= E[(X - \bar{x})^2] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 =$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 - 2x_i \bar{x} + \bar{x}^2 =$$

$$= \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n \bar{x}^2 - 2\bar{x} \sum_{i=1}^n x_i \right]$$

$$\frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 + n\bar{x}^2 - 2\bar{x} \sum_{i=1}^n x_i \right]$$

$$\bar{x}^2 + \bar{x}^2 - 2\bar{x} \bar{x} =$$

$$= \bar{x}^2 + \bar{x}^2 - 2\bar{x}^2 = \bar{x}^2 - \bar{x}^2$$

$$E[X^2] - \mu^2$$

Proprietà: Probabilità della Distribuzione Binomiale

$$P(X=k) = \binom{n}{k} p^k q^{n-k} \quad \text{per } k=0, \dots, n$$

• Prob k successi? p^k

• Prob $n-k$ insuccessi? q^{n-k}

• Come posso essere distribuiti? $\binom{n}{k}$

$$\binom{n}{k} p^k q^{n-k}$$

Derivata della geometria

$$P(X=k) = p q^{k-1}$$

• Prob $k-1$ successi? p^{k-1}

• Prob che il k -esimo lancio abbia successo? p

$$p q^{k-1}$$

Proprietà: $P(X=c+j | X > c) = P(X=j)$

$$c \rightarrow c+j$$

$$P[X=c+j | X > c] = \frac{P[(X=c+j) \cap (X > c)]}{P[X > c]} =$$

$$= \frac{P(X=c+j)}{P(X > c)} = \frac{p q^{c+j-1}}{q^c} = p q^{j-1}$$

$$\text{Geo}(j)$$

Proprietà: $E[X+Y] = E[X] + E[Y]$

$$E(X+Y) = \sum_i z_i P(X+Y=z_i) =$$

$$= \sum_i \sum_j (x_i + y_j) P(X=x_i, Y=y_j) =$$

$$= \sum_i x_i P(X=x_i) + \sum_j y_j P(Y=y_j)$$

✓

Proprietà: $Cov(X,Y) = E[XY] - E(X)E(Y)$

$$Cov(X,Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$$

$$Cov(X,Y) = \frac{1}{n} \sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

$$\frac{1}{n} \sum_i x_i y_i - x_i \bar{y} - \bar{x} y_i + \bar{x} \bar{y}$$

$$\frac{1}{n} \left[\sum_i x_i y_i - \bar{y} \sum_i x_i - \bar{x} \sum_i y_i + \sum_i \bar{x} \bar{y} \right]$$

$$\bar{x} \bar{y} - \bar{y} \bar{x} - \bar{x} \bar{y} + \bar{x} \bar{y}$$

$$E(XY) - E(X)E(Y)$$

Proprietà: Se X e Y sono indipendenti allora sono incorrelate

$$\text{Incorrelate} \equiv Cov(X,Y) = 0$$

$$\text{NB: } Cov(X,Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

$$E(XY) = \sum_i \sum_j x_i y_j P(X=x_i, Y=y_j) =$$

$$= \sum_i \sum_j x_i y_j P(X) P(Y) =$$

$$= \sum_i x_i P(X) \cdot \sum_j y_j P(Y) =$$

$$= E(X) E(Y) \quad \checkmark$$

Teorema: Sia X variabile aleatoria continua
 e sia $Y = g(X)$
 Se g è una funzione invertibile nel supporto
 di X e h è la sua inversa allora:
 $p_Y(y) = p_X(h(y)) \cdot |h'(y)|$
 Dim:

$$Y = g(X)$$

$$X = g^{-1}(Y) = h(Y)$$

$$h'(y) = dx/dy$$

$$F_Y(t) = P(Y \leq t) = P(g(X) \leq t) =$$

$$\int_{g(x) \leq t} p_X(x) dx = \int_{Y \leq t} p_X(h(y)) \left| \frac{dx}{dy} \right| dy$$

$$\int_{Y \leq t} p_X(h(y)) |h'(y)| dy$$

$$F_Y(t) = \int_{Y \leq t} p_X(h(y)) |h'(y)| dy$$

$$p_Y(y) = p_X(h(y)) |h'(y)|$$

Proprietà: Valore atteso e varianza della media
 campionaria
 Se la popolazione X è fatta di media μ e varianza
 $E[X] = \mu$ e $Var[X] = \sigma^2$. Dato un campione iid
 X_1, X_2, \dots, X_n si ha:
 $E[\bar{X}_n] = \mu$, $Var[\bar{X}_n] = \frac{1}{n} \sigma^2$

$$E[\bar{X}_n] = E\left[\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right] =$$

$$= \frac{1}{n} E[X_1 + X_2 + \dots + X_n]$$

$$= \frac{1}{n} n E[X] = E[X] = \mu$$

$$Var[\bar{X}_n] = Var\left[\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right] =$$

$$\frac{1}{n^2} Var[X_1 + X_2 + \dots + X_n] = \frac{1}{n^2} n Var[X] = \frac{1}{n} \sigma^2$$