

LEGENDA

1. STATISTICA DESCRITTIVA

- Popolazione
- Campione
- Bias
- Variabile
- Frequenza
- Diagramma a barre
- Diagramma a torta
- Dati raggruppati in classi
- Valori di sintesi
 - ❖ Moda
 - ❖ Media
 - ❖ Varianza
 - ❖ Quartili
 - ❖ Percentili
 - ❖ Quantili
 - ❖ Retta di regressione lineare
 - ❖ Covarianza
 - ❖ Coeff. di correlazione lin.
 - ❖ Coeff. di determinazione

2. PROBABILITÀ

- Spazio degli eventi elementari
- Evento
- Collezione di tutti gli eventi
- Proprietà delle collezioni
- Misura di probabilità
- Principio di inclusione/esclusione
- Calcolo combinatorio
 - ❖ Disposizione, ripetizioni
 - ❖ Disposizione, no ripetizioni
 - ❖ Permutazione
 - ❖ Combinazione semplice
- Paradossal del compleanno
- Probabilità condizionata
- Th. della probabilità totale
- Th. di Bayes
- Problema di Monty Hall
- Eventi indipendenti
- Variabili aleatorie
- Legge di una var. aleatoria
- Valore atteso
- LOTUS
- Varianza
- Covarianza
- Vettori aleatori
- Funzioni di vettori aleatori
- Leggi note

- Leggi discrete
 - ❖ Bernoulli $Be(p)$
 - ❖ Binomiale $B(n, p)$
 - ❖ Poisson $\mathcal{P}(\lambda)$
 - ❖ Geometrica $Geo(p)$
- Leggi continue
 - ❖ Uniforme $U(a, b)$
 - ❖ Esponenziale $Exp(\lambda)$
 - ❖ Gamma $Gamma(\alpha, \lambda)$
 - ❖ Normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
- Vettori aleatori continui
- Variabili aleatorie indipendenti

3. STATISTICA INFERENZIALE

- Definizioni
- Obiettivi
- Legge dei Grandi Numeri
- Th. del Limite Centrale
- Intervalli di Confidenza I.C.
- Leggi continue per analisi inf.
 - ❖ Chi-Quadro $\chi^2(n)$
 - ❖ tStudent $t(n)$
- I.C. unilaterali
- Test di ipotesi
- p-value

STATISTICA DESCRITTIVA

- POPOLAZIONE: l'insieme contenente tutte le unità statistiche che saranno esaminate (in parte) per l'analisi statistica.
- CAMPIONE: sottovisone delle popolazione contenente tutte le unità statistiche esaminate.
- BIAS: è un errore che si commette effettuando un campionamento non rappresentativo della popolazione.

Ez Survivorship bias

- VARIABILE: l'oggetto di studio dell'analisi statistica.

Può essere:

- qualitativa
 - DESCRITTA
 - APPARTENENZA AD UNA CLASSE
- quantitativa
 - DISCRETA
 - CONTINUA

FREQUENZA

Sono x_1, x_2, \dots, x_n dati del campione

con v_1, v_2, \dots, v_k valori assunti dalla var. (range)

$f_i =$ num. assunto da x_i quando $x_i = v_j$

$$f_i = \#\{i = 1..n \mid x_i = v_j\} \quad \text{dove} \quad \sum_{j=1}^k f_j = n$$

$$p_j = \frac{f_j}{n} \quad \leftarrow \text{FREQ. RELATIVA}$$

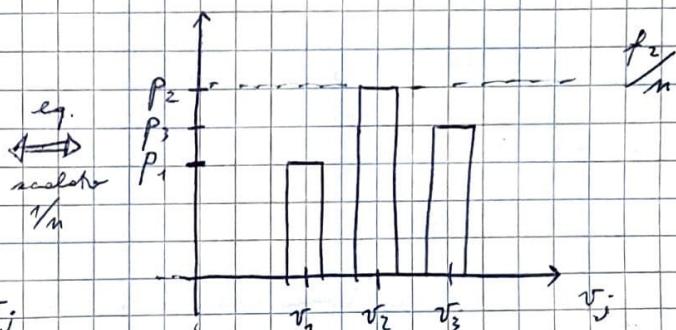
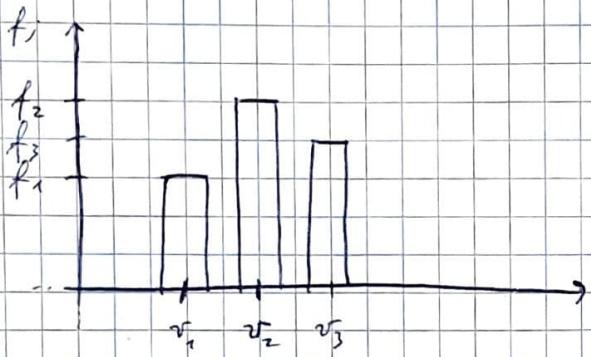
FREQUENZA ASSOLUTA

$$\text{dove} \quad \sum_{j=1}^k p_j = 1$$

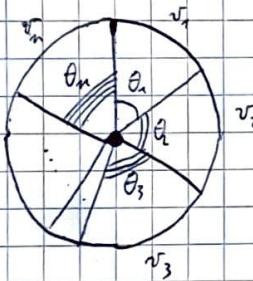
Ovvero le freq. si rappresentano qualitativa o quantitativa discrete possono produrre dei grafici e barche o rette.

Degressione e base delle frequenze

assolute relative



Degressione a torte



$$\theta_i = p_i \cdot 2\pi$$

$$\sum_{j=1}^m \theta_j = 2\pi$$

NON CONTA L'ORDINE

Atti raggruppati in classi

Un esempio di classe si detti i un intervallo.

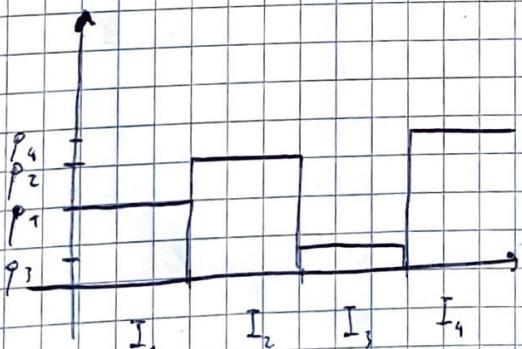
$$I_i = [a_i, b_i]$$

$$I_{i+1} = [a_{i+1}, b_{i+1}] \quad \text{con } b_i = a_{i+1}$$

$$\bigcup_j I_j = I \quad \bigcap_j I_j = \emptyset$$

$$f_i = \# \{ i = 1 \dots n \mid x_i \in I_i \}$$

Per questo tipo si parla di istogramma.



istogramma delle freq. rel.

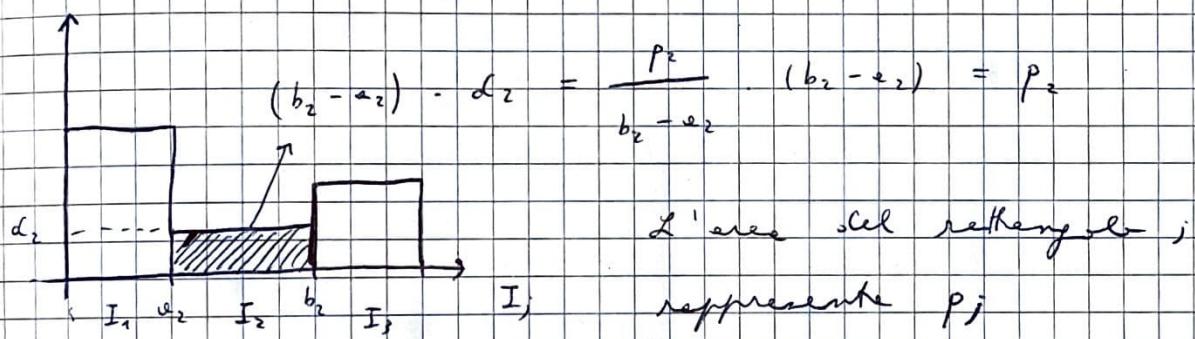
Non è regolamentata l'espressione dell'intervallo che può essere scelto a piacere.

Per valutare al meglio i risultati si usano le densità di frequenze ass./rel.

$$\frac{f_i}{b_j - a_j} = \frac{f_i}{|I_j|} \quad \text{densità di freq. assolute}$$

$$\frac{p_j}{b_j - a_j} = \frac{p_j}{|I_j|} \quad \text{densità di freq. relative}$$

È possibile rappresentare anche l'istogramma delle densità di frequenze relative / assolute.



VALORI DI SINTESI

Sono valori che caratterizzano i dati

- MODA: il valore più frequente nel dataset.

v_j è modale se $f_j \geq f_i \quad \forall i = 1..k$

$$p_j \geq p_i \quad \forall i = 1..k$$

Se $f_j > f_i \quad \forall i = 1..k$ allora v_j è l'unica
(p_j) (p_i)

valore modale $\Rightarrow v_j$ è la moda.

È adatta per val. qualitative / quant. discrete.

Nel set di quant. contenuti al posto dei valori modali c'è / ci sono le classi MODA e le classi modali che sono quelle con densità di freq. massime.

I_j è modello se $d_{j_A} \geq d_{i_A}$ $\forall i = 1..k$

$$(x_{j_R}) \quad (x_{i_R})$$

$$\text{con } d_{j_A} = \frac{f_j}{b_j - a_j} \quad \wedge \quad x_{j_R} = \frac{p_j}{b_j - a_j} \quad \wedge \quad I_j = [a_j, b_j)$$

- MEDIA: $\bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ $\Rightarrow \begin{cases} \bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i f_i & \text{FREQ. ASS.} \\ \bar{x}_n = \sum_{i=1}^k v_i p_i & \text{FREQ. REL.} \end{cases}$

Equivalentemente a trovare il bisezionatore di un'asta con $m_i = \frac{1}{n}$ e $x_i = x_i$.

Nelle medie tutti i valori hanno un peso.

La media è sensibile a dati anomali.

Medie pesate (ponderate)

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i \text{ con } \lambda_i \text{ peso } \in (0, 1] \quad \wedge \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

Per i dati raggruppati in classe la media è esprimibile come

$$\bar{x} \approx \sum_{i=1}^k p_i \frac{a_i + b_i}{2} \rightarrow \text{VALOR MEDIO DI } I_i$$

Uh La media regge le trasformazioni effuse

Sia \bar{x} media di un campione di dati x_i

$\Rightarrow \bar{y} = a\bar{x} + b$ sarà la media di un campione di dati x_i soggetti ad una trasformazione effusa $y_i = ax_i + b$

$$\text{Dim } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \Rightarrow \quad \bar{y} = a \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

$$\Rightarrow \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (ax_i + b) = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n ax_i + nb \right]$$

$$\Rightarrow \bar{y} = a \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \right) + b = a\bar{x} + b$$

$$\underline{\text{E2}} \quad k \bar{T}_{oc} = \frac{5}{9} (\bar{T}_F - 32)$$

- VARIANZA : Indice di dispersione dei dati attorno alle medie

$$s_m^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad \leftarrow \text{conoscendo in campione}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad \leftarrow \text{conoscendo tutte le popolazione}$$

$$\Rightarrow s_m = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad \leftarrow \text{deviazione standard}$$

$$(\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2})$$

(1)

2h La ~~mediana~~ regge le misurazioni lineari e non è sensibile alle misurazioni.

(2)

$$\text{Dim } (1) \quad y_i = ax_i \Rightarrow \bar{y}' = a\bar{x}$$

$$s_{y'}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}')^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (ax_i - a\bar{x})^2$$

$$\Rightarrow s_{y'}^2 = a^2 \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \Rightarrow s_{y'}^2 = a^2 s_x^2$$

$$\Rightarrow s_{y'} = |\alpha| s_x \Rightarrow s_{y'} = \alpha s_x, \alpha > 0$$

$$(2) \quad y''_i = x_i + b \Rightarrow \bar{y}'' = \bar{x} + b$$

$$s_{y''}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y''_i - \bar{y}'')^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i + b - \bar{x} - b)^2$$

$$\Rightarrow s_{y''}^2 = s_x^2 \Rightarrow s_{y''} = s_x$$

$$\begin{aligned}
 \text{Def} \quad s_x^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2x_i \bar{x} + \bar{x}^2) \\
 &= \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\bar{x} \sum_{i=1}^n x_i + n\bar{x}^2 \right) = \\
 &= \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\bar{x} n\bar{x} + n\bar{x}^2 \right) = \\
 &= \boxed{\frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 \right)}
 \end{aligned}$$

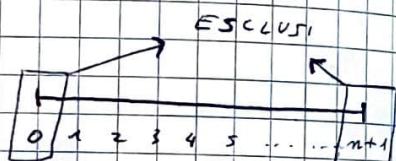
- QUARTILI: Si base sulla posizione dei dati in ordine crescente.

Sono $x_1, x_2 \dots x_n$ dati non ordinati

Renomino i dati $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$

→ questi dati possono essere

ESCLUSIVI
INCLUSIVI



$$Q_i = x_{k_i} (1 - r_i) + x_{(k_i+1)} r_i \quad \text{con } i \frac{n+1}{4} = k_i + r_i$$

$$r_i \in \{0, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4}\}$$

$$Q_2 \text{ è la mediana} \quad M = x_{k_2} (1 - r_2) + x_{k_2+1} r_2$$

La mediana non è sensibile a dati anomali.

$$Q_i = x_{k_i+1} (1 - r_i) + \mathbb{E} x_{k_i+2} r_i \quad \text{con } i \frac{n-1}{4} = k_i + r_i$$

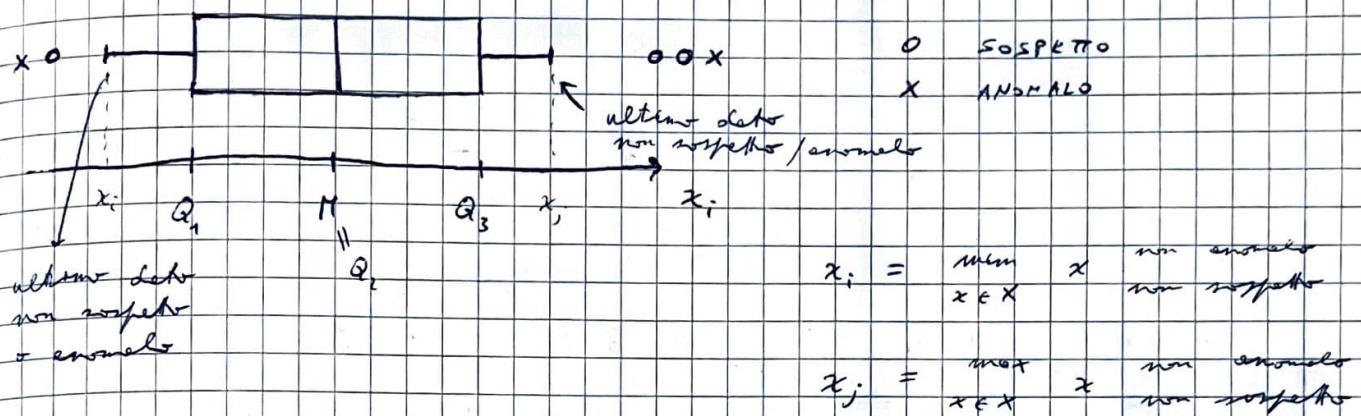
→ questi dati sono usati per identificare dati anomali o sospetti.

$$1QR = Q_3 - Q_1 \geq 0 \quad \text{inter-quartile range}$$

Dato ANOMALO: $x_i \leq Q_1 - 31QR \vee x_i \geq Q_3 + 31QR$

Dato sospetto: $x_i \leq Q_1 - \frac{3}{2}1QR \vee x_i \geq Q_3 + \frac{3}{2}1QR$

Box-plot (diagramme scatola / e baffi)



- PERCENTILI: stessa costruzione dei quantili dove l'intervallo è diviso in 100 sottointervalli e non in 4.

$$P_i = x_{k_i} (1 - r_i) + x_{k_i+1} r_i, \quad k_i + r_i = i \frac{n+1}{100}$$

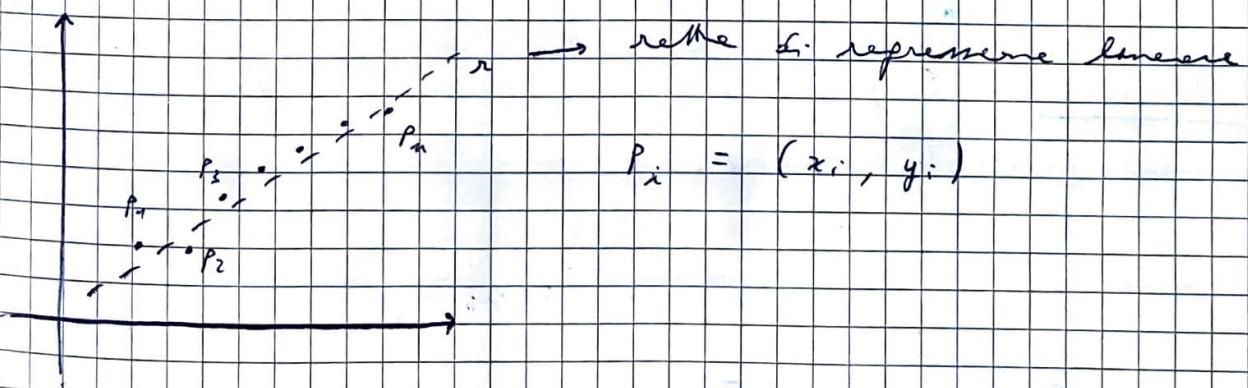
$$P_{25} = Q_1, \quad P_{50} = Q_2 = M, \quad P_{75} = Q_3$$

$$IQR = P_{75} - P_{25}$$

- QUANTILI $k + r = (n+1) + , \quad q_r = x_k (1-r) + x_{k+1} r$

Scatter-plot (diagramme dispersione)

Si usa su campioni con dati bivariati



Retta di regressione lineare \hat{y} è la retta che minimizza l'errore $|\varepsilon|^2$.

$$e(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n [y_i - (\alpha x_i + \beta)]^2 = \sum_{i=1}^n [y_i^2 - 2y_i(\alpha x_i + \beta) + (\alpha x_i + \beta)^2]$$

Minimizzazione $\alpha \in \mathbb{R}$ $\Rightarrow \nabla e = \vec{0}$

$$\Rightarrow \begin{cases} \frac{\partial e}{\partial \alpha} = 0 \\ \frac{\partial e}{\partial \beta} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \sum_{i=1}^n (-2x_i y_i + 2\alpha x_i (\alpha x_i + \beta)) = 0 \\ \sum_{i=1}^n (-2y_i + 2(\alpha x_i + \beta)) = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} -\sum_{i=1}^n x_i y_i + \alpha \sum_{i=1}^n x_i^2 + \beta \sum_{i=1}^n x_i = 0 \\ -\sum_{i=1}^n y_i + \alpha \sum_{i=1}^n x_i + \beta n = 0 \end{cases} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \begin{cases} -Q_{xx} + \alpha Q_{xy} + \beta n \bar{x} = Q_{xy} \\ -\bar{y} + \alpha \bar{x} + \beta n = Q_{xy} \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} Q_{xx} \alpha = \frac{Q_{xy} - \beta n \bar{x}}{Q_{xx}} \\ \bar{y} = \alpha \bar{x} + \beta \end{cases}$$

$$\boxed{\begin{cases} \alpha = \frac{Q_{xy} - n \bar{x} \bar{y}}{Q_{xx} - n \bar{x}^2} \\ \beta = \bar{y} - \alpha \bar{x} \end{cases}}$$

$$\Rightarrow \beta = \bar{y} - \frac{Q_{xy} - n \bar{x} \bar{y}}{Q_{xx} - n \bar{x}^2} \quad \bar{x} = \frac{Q_{xx} \bar{y} - n \bar{x}^2 \bar{y} - Q_{xy} \bar{x}}{Q_{xx} - n \bar{x}^2} =$$

$$= \frac{Q_{xx} \bar{y} - Q_{xy} \bar{x}}{Q_{xx} - n \bar{x}^2}$$

$$\boxed{\alpha = \frac{\text{cov}(x, y)}{\text{var}(x)}} = \frac{\text{cov}_{x,y}}{s_x^2} = \frac{\sum_i x_i y_i - \bar{x} \bar{y} n}{\sum_i x_i^2 - \bar{x}^2 n}$$

- COVARIANZA Esprime la relazione lineare fra due variabili strettamente.

Le varianze è la covarianza fra le stesse var.

$$\text{cov}_{x,x} = s_x^2, \text{cov}_{y,y} = s_y^2$$

$$\boxed{\text{cov}_{x,y} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}$$

COEFF. DI CORRELATIONE LINEARE

$$\rho = \frac{\text{cov}_{x,y}}{s_x s_y} = \frac{\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{(\sum x_i^2 - n \bar{x}^2)(\sum y_i^2 - n \bar{y}^2)}}$$

Scrivere quanto verso i dati x_i, y_i in coppia rispetto
e quanto verso singolarmente x_i e y_i .

$$\alpha = \frac{\text{cov}_{x,y}}{s_x^2} = \frac{\text{cov}_{x,y}}{s_x^2} \cdot \frac{s_x}{s_y} \cdot \frac{s_y}{s_x} = \boxed{\rho \cdot \frac{s_y}{s_x}}$$

oss $\rho \in [-1, 1]$

$|\rho|$ indica la correlazione $|\rho| = 0$ nessuna corr.
 $|\rho| = 1$ corr. perfetta

segno (ρ) indica se la correlazione è crescente ($\rho > 0$)
o decrescente ($\rho < 0$).

$$\bar{w} = (x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, \dots, x_n - \bar{x})^\top$$

$$\bar{v} = (y_1 - \bar{y}, y_2 - \bar{y}, \dots, y_n - \bar{y})$$

$$\bar{w} \cdot \bar{v} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = \text{cov}_{x,y} (n-1)$$

$$\bar{w} \cdot \bar{v} = |\bar{w}| \cdot |\bar{v}| \cdot \cos \theta = \sqrt{n-1} s_x \sqrt{n-1} s_y \cos \theta \Rightarrow$$

$$\Rightarrow (n-1) s_x s_y \cos \theta = \text{cov}_{x,y} (n-1) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \cos \theta = \rho_{x,y} \in [-1, 1]$$

$$\text{Se } \rho = 0 \Rightarrow \cos \theta = 0 \Rightarrow \theta = \frac{\pi}{2} + k\pi \Rightarrow$$

$$\bar{w} \perp \bar{v}$$

$$\text{Se } \rho = 1 \Rightarrow \cos \theta = 1 \Rightarrow \theta = 0$$

$$\Rightarrow \bar{w} = \lambda \bar{v} \text{ con } \lambda > 0$$

$$\Rightarrow y_i - \bar{y} = \lambda (x_i - \bar{x}) \Rightarrow y_i = \lambda x_i + (\bar{y} - \lambda \bar{x})$$

$$\text{Se } \rho = -1 \Rightarrow y_i = \alpha x_i + (\bar{y} - \alpha \bar{x}), \quad \alpha < 0$$

$$\text{reg}_\alpha(\rho) = \text{reg}_\alpha(\alpha)$$

$\Rightarrow \text{reg}_\alpha(\rho)$ indica la pendenza della retta

($\rho > 0$ crescente, $\rho < 0$ decrescente)

- COEFF. DI DETERMINAZIONE

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [y_i - (\alpha x_i + \beta)]^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{e(\alpha, \beta)}{s_y^2}$$

$$R^2 = \rho^2$$

$$\text{Se } R^2 = 0 \Rightarrow \frac{\sum [y_i - (\alpha x_i + \beta)]^2}{s_y^2} = 1 \Rightarrow e(\alpha, \beta) = s_y^2$$

$$\text{Se } \rho = 0 \Rightarrow \alpha = 0 \wedge \beta = \bar{y}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum [y_i - \beta]^2}{s_y^2} = 1 - \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{s_y^2} = 0$$

$$\text{Se } \rho = 1 \Rightarrow e = 0 \Rightarrow R^2 = 1 - 0 = 1$$

PROBABILITÀ

• Spazio degli eventi elementari (o campionario)

$\Omega \neq \emptyset$, $\omega \in \Omega$ è un evento elementare e rappresenta una possibile osservazione dell'evento.

Ese. $\Omega = \{T, C\}$ lancio delle monete

$\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ lancio di un dado

Evento è un sottoinsieme $A \subseteq \Omega$

Collezione di tutti gli eventi \mathcal{F}

$$\{\tau\} \cup \{c\}$$

$$\mathcal{F} = \{A \mid A \subseteq \Omega\}$$

\uparrow
 Ω

$$\text{es} \quad \Omega = \{\tau, c\}, \quad \mathcal{F}_\Omega = \{\emptyset, \{\tau\}, \{c\}, \{\tau, c\}\}$$

$$\phi = \{\tau\} \cap \{c\} \quad (\text{esce sia } \tau \text{ che } c \text{ nello stesso tempo})$$

Proprietà delle collezioni

$$1) \quad \Omega \in \mathcal{F}$$

$$2) \quad \text{Se } A \in \mathcal{F} \Rightarrow \Omega \setminus A \in \mathcal{F}$$

$$3) \quad A_1, A_2, \dots, A_m \text{ successione di elementi di } \mathcal{F}$$

$$\Rightarrow \bigcup_{i \in \mathbb{N}} A_i \in \mathcal{F}$$

\mathcal{F} ha una struttura algebrica o. (σ -algebra)

$$\text{dove } \phi = \Omega \setminus \Omega \Rightarrow \phi \in \mathcal{F} \quad (4)$$

$$\Omega \setminus \bigcap_{i \in \mathbb{N}} A_i = \bigcup_{i \in \mathbb{N}} (\Omega \setminus A_i) \in \mathcal{F}$$

$$\Rightarrow \bigcap_{i \in \mathbb{N}} A_i \in \mathcal{F} \quad (5)$$

Misura di probabilità P

$$P: \mathcal{F} \rightarrow [0, 1]$$

$$1) \quad P(\Omega) = 1$$

$$2) \quad P(A_i \cup A_j) = P(A_i) + P(A_j), \quad A_i \cap A_j = \emptyset$$

$$3) \quad P(A_i \cup A_j) = P(A_i) + P(A_j) - P(A_i \cap A_j)$$

\uparrow

Carattere di inclusione / esclusione

$$\text{Dai (2) e (3) viene fuori } P(\emptyset) = 0$$

Esercizio $P(A \setminus B) = P(A) - P(B)$, $B \subset A$

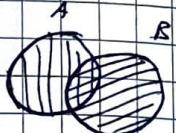
Dimostrazione $A = (A \setminus B) \cup B$

$$(A \setminus B) \cap B = \emptyset$$

$$P(A \setminus B \cup B) = P(A \setminus B) + P(B) = P(A)$$

$$\Rightarrow P(A \setminus B) = P(A) - P(B)$$

Esercizio $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$



$$A \cup B = A \cup (B \setminus A)$$

$$A \cap (B \setminus A) = \emptyset$$

$$P(B \setminus (A \cap B))$$

$$P(A \cup B) = P(A) + \overbrace{P(B \setminus A)}^{\uparrow} = P(A) + \cancel{P(B \cap A)} - \cancel{P(A \cap B)}$$

$$+ P(B) - P(A \cap B)$$

↑

Dimostrazione del principio di inclusione / esclusione.

CALCOLO COMBINATORIO

- esposizioni con ripetizioni

Esempio PIN di 4 cifre $10^4 = \#A = \boxed{n^k}$

- esposizioni senza ripetizioni

Esempio $\text{R} \text{ V } \text{B} \text{ G}$ Metto 3 palline in 3 scatole

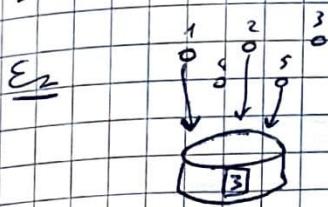
$\#A = \frac{4!}{2!} = \frac{n!}{(n-k)!}$

- permutazioni

Esempio $\text{R} \text{ V } \text{B}$ Metto 3 palline in 3 scatole

$\#A = 3_! = \boxed{n!}$

• combinazione semplice



Metto 3 palline su 5 in una matrice (l'ordine non importa)

$$\# A = \binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!} = \frac{5!}{3! 2!} = 10$$

Da dove viene questa formula?

Prendo ogni espressione senza ripetizioni e mi ricordo che ci sono casi uguali (nella ex: stesse palline ma in ordine diverso) per il nostro calcolo.

Poi ogni caso ha $k!$ permutazioni.

Diviso $\# A$ con ordine per $k!$ \Rightarrow

$$\# A_{\text{SENZA ORDINE}} = \# A_{\text{CON ORDINE}} / k! = \frac{n!}{(n-k)!} \cdot \frac{1}{k!} = \binom{n}{k}$$

Probabilità del complemesso

A = "almeno 2 persone condividono il complemesso"

\bar{A} = "tutti diversi in complemesso diverso"

$$P(A) = 1 - P(\bar{A}) = 1 - \frac{\#(\bar{A})}{\# \bar{A}} = 1 - \frac{\frac{365}{(365-k)}}{\frac{365}{k}}$$

$$P(A) \approx 0.5037 > 50\% \text{ per } k = 23.$$

$$\text{P.S. } \# P(X) = \frac{\# X}{\# \Omega} \iff P(X_1) = P(X_2) = \dots = P(X_n)$$

La famosa formula "caso favorevole in casi totali"

Proprietà eff. ben.

TRIANGOLI DI PASCALIA

$$1) \binom{n}{k} = \binom{n}{n-k} \quad 2) \binom{n-1}{k-1} + \binom{n-1}{k} = \binom{n}{k}$$

ESPLESIONE POLINOMIALE
DI NEWTON

$$3) \sum_{i=0}^n \binom{n}{i} = 2^n \quad 4) (a+b)^n = \sum_{i=0}^n a^i b^{n-i} \binom{n}{i}$$

PROBABILITÀ CONDIZIONATA

$$\boxed{P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}}, \quad A, B \in \mathcal{F}, \quad P(B) > 0$$

$$\Rightarrow P(A \cap B) = P(A|B) P(B)$$

$$\text{Se } A \subseteq B \Rightarrow P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = 1$$

$P(\cdot|B) : \mathcal{F} \rightarrow [0, 1]$ è una misura di probabilità.

$$1) P(\Omega) = 1 \quad \wedge \quad P(\emptyset) = 0$$

$$2) P(A_1 \cup A_2) = P(A_1) + P(A_2) - P(A_1 \cap A_2)$$

Ch. delle probabilità totali

$$\boxed{P(A) = \sum_{i \in \mathbb{N}} P(A|B_i) P(B_i)} \quad \text{con } A \in \mathcal{F}$$

$(B_i)_{i \in \mathbb{N}}$ una partizione di Ω ($\bigcup_{i \in \mathbb{N}} B_i = \Omega$, $\bigcap_{i \in \mathbb{N}} B_i = \emptyset$, $N \subset \mathbb{N} \nexists N \geq 2$)

$$\text{Ora} \quad A = A \cap \Omega = A \cap \bigcup_{i \in \mathbb{N}} B_i = \bigcup_{i \in \mathbb{N}} (A \cap B_i) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P(A) = P\left(\bigcup_{i \in \mathbb{N}} (A \cap B_i)\right) = \sum_{i \in \mathbb{N}} P(A \cap B_i) =$$

$$= \sum_{i \in \mathbb{N}} P(A|B_i) P(B_i)$$

$$(A \cap B_i) \cap (A \cap B_j) = B_i \cap B_j = \emptyset$$

Ch. di Bayes

Siano $A, B \in \mathcal{F}$ con $P(A) > 0$.

$$\boxed{P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A)}}$$

$$\text{Ora} \quad P(B|A) = \frac{P(B \cap A)}{P(A)}, \quad P(A|B) = \frac{P(B \cap A)}{P(B)}$$

$$\Rightarrow P(B|A) = \frac{P(A|B) P(B)}{P(A)}$$

Fondamentale per l'intera probabilità e statistica.

Usate nei test & screening per stabilire le prob. delle presenti di una malattia dopo l'esito di un test.

(anche le sue sensibilità e la sua specificità)

Sensibilità: probabilità di essere ~~malato~~ se si ~~ha la malattia~~ ^{positivo}
~~non malato~~ $P(+|m) = SE$

Specificità: probabilità di essere ~~non malato~~ se si ~~non ha la malattia~~ ^{negativo}
~~malato negativo~~ $P(-|n) = SP$

$$P(m|+) = \frac{P(+|m) P(m)}{P(+)} , \quad P(+) = P(+|m) P(m) + P(+|n) P(n)$$

$$\text{Sappiamo questo vale } P(m) = 1 - P(n) = m$$

$$P(m|+) = \frac{m \cdot P(+|m)}{P(+|m) \cdot m + (1-m)(1 - P(+|n))} = \frac{m SE}{m SE + (1-m)(1-SP)}$$

Problema di Monty Hall

Ho davanti a te 3 porte. Ne scelgo una a caso
e ti verrà ~~stabilita~~ aperta ed esclusa una porta.

Una delle 2 porte rimaste contiene una macchina.

Combi & no la porta?

Sai che all'inizio ho $\frac{1}{3}$ di probabilità di scegliere la porta giusta \Rightarrow le $\frac{2}{3}$ di probabilità di aver scelto quelle sbagliate.

Se ho scelto quelle sbagliate ($\frac{2}{3}$) il condizionale dovrai eliminare per forza le porte non contenente la macchina fra le 2 porte rimaste \Rightarrow il condizionale fra le porte A e B lascierà quelle con dentro la macchina. Se combi porta bei vinci.

Se quindi scegli la porta sbagliata all' unica volta.
 $(p = \frac{2}{3} \approx 0.67)$

Se invece scegli la porta giusta, sbagliando porta perderei ma quest' accade solo $\frac{1}{3}$ delle volte.

Ossiamo risolvere anche con il Rh. di Bayes

A_n = "la macchina i scatta la porta n"

$$P(A_1) = P(A_2) = P(A_3) = \frac{1}{3}$$

B_n = "il conciatore apre la porta n"

$$\begin{aligned} P(B_2 | A_1) &= \frac{1}{2} \\ P(B_2 | A_2) &= 0 \\ P(B_2 | A_3) &= 1 \end{aligned} \quad \left. \begin{array}{l} \text{ipotesi che } B_2 \text{ apre la porta 1} \\ \text{scelta} \end{array} \right\}$$

$$P(A_1 | B_2) = \frac{P(AB_2 | A_1) P(A_1)}{P(A_1 B_2)} = \frac{\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3}}{P(B_2)} = \frac{1}{3}$$

$$P(B_2) = \sum_{i=1}^3 P(B_2 | A_i) P(A_i) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 P(B_2 | A_i) = \frac{1}{2}$$

$$P(A_2 | B_2) = 0 \quad \wedge \quad P(A_3 | B_2) = \frac{1}{3} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P(A_3 | B_2) = \frac{2}{3}$$

Note Ricorda che $\sum_i P(A_i | X) = 1$ con $A_i \cap A_j = \emptyset$
 $\forall i, j \in \{1, 2, 3\}$

Eventi indipendenti

Sono A, B eventi $\Rightarrow P(A | B) = P(A)$ e
 $P(B | A) = P(B)$

indica che se A e B sono INDEPENDENTI

$$P(A|B) = P(A \cap B) \frac{1}{P(B)} = P(A) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P(A \cap B) = P(A)P(B)$$

2 eventi sono ind. se $P(A \cap B) = P(A)P(B)$

2 eventi sono DISGIUNTI se $A \cap B = \emptyset$

2 eventi ~~independenti~~ non possono mai essere INDEPENDENTI

DISGIUNTI \Rightarrow DIPENDENTI

Def Eventi A_1, A_2, \dots, A_n in Ω sono indipendenti se

$$\forall S \subset \{1, \dots, n\} : P(\bigcap_{i \in S} A_i) = \prod_{i \in S} P(A_i)$$

Variabili aleatorie

$X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ è una funzione che verifica le proprietà

- Se (Ω, \mathcal{F}, P) uno spazio di probabilità.
gli insiemi del tipo $\{w \in \Omega \mid X(w) \in I\}$ sono eventi di $\Omega \Rightarrow$ ha sempre senso $P(\{w \in \Omega \mid X(w) \in I\})$
(I intervallo aperto / chiuso, finito / illimitato)

Variabili aleatorie equivalenti

Sono X, Y var. aleatorie

X ed Y sono EQUIVALENTI se $\forall k \in \mathbb{R} : P(\{X = k\}) = P(\{Y = k\})$

Legge di una var. aleatoria

Sia $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ una variabile aleatoria

$$P_X(I) = P(\{X \in I\}) \quad \forall I \subset \mathbb{R}$$

P_X si dice "legge" (o "distribuzione") di X
(X è distribuita con legge P_X)

Def Il range di una variabile aleatoria X è l'insieme
di X ($R(X) \equiv \text{Im}(x)$)

Def X e Y sono variabili aleatorie IDENTICAMENTE DISTRIBUITE se hanno le stesse leggi

$$P(\{X \in I\}) = P(\{Y \in I\}) \quad \forall I \subset \mathbb{R}$$

Def X e Y sono indipendenti se

$$P(\{X_1 \in I_1\} \cap \{X_2 \in I_2\}) = P(\{X_1 \in I_1\}) P(\{X_2 \in I_2\})$$

n var. aleatorie sono INDIPENDENTI se

$$P(\bigcap_{j \in J} A_j) = \prod_{j \in J} P(A_j) \quad \forall J \subset \{1..n\}$$

Def X e Y sono iid. se sono INDEPENDENTI E IDENTICAMENTE DISTRIBUITE.

Def Una variabile aleatoria X si dice DISCRETA se il suo range è ~~finito~~ numerabile.

$$R(X) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

Se X è discreta per conoscere le sue leggi è sufficiente conoscere $P(\{X = x_i\})$ per $i = 1..n$.

Valore atteso

Se X è var. aleatoria discreta.

Il valore atteso $E(X)$ di X è

$$E(X) = \sum_{x \in R(X)} x P(\{X = x\})$$

LOTUS (Law of the Unconscious Statistiker)

Sie X eine verdeckte Variable $\Omega \rightarrow \mathbb{R}$ diskrete
sie $H : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ eine Transformation

$$E(H(X)) = \sum_{x \in R(X)} H(x) P(\{X = x\})$$

ZB reelle Werte sind i. d. R.

Aufg $E(ax + by) = aE(x) + bE(y)$

$$\begin{aligned} E(ax + by) &= \sum_{(x,y) \in R(X,Y)} H(x,y) P(\{(X,Y) = (x,y)\}) = \\ &= \sum_{xx} (ax + by) \cdot P(\{X = x\} \cap \{Y = y\}) = \\ &= a \sum_{x \in R(X)} \sum_{y \in R(Y)} x P(\{X = x\} \cap \{Y = y\}) + b \sum_{y \in R(Y)} \sum_{x \in R(X)} y P(\dots) = \\ &= a \sum_{x \in R(X)} x P(\{X = x\}) + b \sum_{y \in R(Y)} y P(\{Y = y\}) = \\ &= aE(x) + bE(y) \end{aligned}$$

Variansse

Sie $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ eine verdeckte Variable diskrete

Die Varianz von X ist $\text{Var}(X) = \sigma^2(X)$

$$\sigma^2(X) = E((X - E(X))^2)$$

$$\sigma(X) = \sqrt{\sigma^2(X)}$$

$$\begin{aligned} E((X - E(X))^2) &= E(X^2 - \overbrace{2XE(X)}^{\text{const.}} + \overbrace{E(X)^2}^{\text{const.}}) = \\ &= E(X^2) - 2E(X)E(X) + \cancel{E(X)^2} = \\ &= \boxed{E(X^2) - E(X)^2} \end{aligned}$$

Aufg $\text{Var}(X) = 0 \Rightarrow X = E(X)$ const.

$$\underline{\text{Ch}} \quad \text{Var}(\alpha X + b) = \alpha^2 \text{Var}(X)$$

$$\begin{aligned} \underline{\text{Derm}} \quad & \mathbb{E}([\alpha X + b - \mathbb{E}(\alpha X + b)]^2) = \\ & = \mathbb{E}([\alpha X - \mathbb{E}(X) - b]^2) = \alpha^2 \mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^2). \\ & = \alpha^2 \text{Var}(X) \end{aligned}$$

Covariance

Seien $X, Y : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ v.a. elektrone

Die covariance d. X u. Y ist $\text{Cov}(X, Y)$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X, Y) &= \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \\ &= \mathbb{E}(XY - X\mathbb{E}(Y) - Y\mathbb{E}(X) + \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y)) = \\ &= \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) - \mathbb{E}(Y)\mathbb{E}(X) + \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) = \\ &= \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) \end{aligned}$$

$$\underline{\text{Ch}} \quad \text{Var}(X+Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y)$$

$$\underline{\text{Derm}} \quad \mathbb{E}([X+Y - \mathbb{E}(X+Y)]^2) =$$

$$\begin{aligned} &= \mathbb{E}([X + Y - \mathbb{E}(X) - \mathbb{E}(Y)]^2) = \\ &= \mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^2 + [Y - \mathbb{E}(Y)]^2 + 2(X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \\ &= \mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^2) + \mathbb{E}([Y - \mathbb{E}(Y)]^2) + 2\mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \\ &= \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y) \end{aligned}$$

$$\underline{\text{Ch}} \quad X \text{ u. } Y \text{ now independent} \iff \text{Cov}(X, Y) = 0$$

$$\underline{\text{Derm}} \quad \text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) = 0$$

$$\mathbb{E}(XY) = \sum_{(x,y) \in R(X,Y)} xy \mathbb{P}(\{(X, Y) = (x, y)\}) =$$

$$= \sum_{(x,y) \in R(X,Y)} x y \mathbb{P}(\{X = x\}) \mathbb{P}(\{Y = y\}) =$$

$$= \sum_{x \in R(X)} x \mathbb{P}(\{X = x\}) \sum_{y \in R(Y)} y \mathbb{P}(\{Y = y\}) = \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y)$$

Vettori elettori

È una mappa $X = (X_1, X_2 \dots X_n) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ dove

$X_1, X_2 \dots X_n$ sono vett. elettori.

Le leggi congiunta i le misure di probabilità in \mathbb{R}^n

dette se $P_X(E) = P(\{X \in E\})$, $E \subset \mathbb{R}^n$

Le leggi $P_{X_1}, P_{X_2} \dots P_{X_n}$ delle componenti $X_1, X_2 \dots X_n$ sono dette leggi marginali.

Def Un vettore elettori è discreto se ogni sua componente X_i è discreta.

prodotto cart.

	X_1	0	1	2	3	...
	X_2					
0		P_{00}	P_{10}	P_{20}	P_{30}	
1		P_{01}	P_{11}	P_{21}	P_{31}	
2		P_{02}	P_{12}	P_{22}	P_{32}	
3		P_{03}	P_{13}	P_{23}	P_{33}	

$$R(X) = R(X_1) \times R(X_2)$$

$$\text{con } P_{xy} = P(\{(X_1, X_2) = (x, y)\})$$

$$P(\{X_1 = \bar{x}\}) = \sum_{y \in R(X_2)} P(\{X_1 = \bar{x} \mid X_2 = y\}) \cdot P(\{X_2 = y\}) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P(\{X_1 = \bar{x}\}) = \sum_{y \in R(X_2)} P(\{(X_1, X_2) = (\bar{x}, y)\}) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P(\{X_1 = \bar{x}\}) = \sum_{y \in R(X_2)} P_{\bar{x}y}$$

Def X e Y sono vettori elettori indipendenti se

$$P(\{X \in E\} \cap \{Y \in F\}) = P(\{X \in E\}) P(\{Y \in F\})$$

$$\forall E, F \subset \mathbb{R}^n$$

n vettori elettori sono ind. se $P(\bigcap_{i=1}^n \{X_i \in E_i\}) =$

$$= \prod_{i=1}^n P(\{X_i \in E_i\}) \quad \forall E_i \subset \mathbb{R}^n$$

(per considerare gruppi non globali.
per esempio $E_1 = \mathbb{R}^n$)
 $\therefore X_1, X_3, X_7 \Rightarrow E_2, E_4, E_5, E_6 = \mathbb{R}^n$

Prop Sei $x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_m$ i.i.d.

$\Rightarrow X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \sim Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ sind i.i.d.

Dam $E = I_1 \times I_2 \times \dots \times I_n, F = J_1 \times J_2 \dots \times J_m$

$$\begin{aligned} P(\{X \in E\} \cap \{Y \in F\}) &= P(\{x_1 \in I_1\} \cap \{x_2 \in I_2\} \dots \cap \\ &\quad \cap \{x_n \in I_n\} \cap \{y_1 \in J_1\} \cap \{y_2 \in J_2\} \dots \cap \{y_m \in J_m\}) = \\ &= P(\{x_1 \in I_1\} \cap \dots \cap \{x_n \in I_n\}) \cdot P(\{y_1 \in J_1\} \cap \dots \cap \{y_m \in J_m\}) \\ &= P(\{X \in E\}) P(\{Y \in F\}) \end{aligned}$$

Funzioni di vettori elettori

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$

Conseguenze $H: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, H(x_1, x_2, \dots, x_n)$ i.e.
variabile elettorale.

Prop Se $X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \sim Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ sono
vettori elettori indipendenti.

$H: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ e $G: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ funzioni di vettori elettori.

$H(x_1, x_2, \dots, x_n) \sim G(y_1, y_2, \dots, y_m)$ sono indipendenti.

$$\begin{aligned} \text{Dam} \quad P(\{H(X) \in I\} \cap \{G(Y) \in J\}) &= \\ &= P(\{X \in H^{-1}(I)\} \cap \{Y \in G^{-1}(J)\}) = \\ &= P(\{X \in H^{-1}(I)\}) P(\{Y \in G^{-1}(J)\}) = \\ &= P(\{H(X) \in I\}) P(\{G(Y) \in J\}) \quad \text{VAX} \end{aligned}$$

Leggi note

Ci sono varie leggi probabilistiche note.

Osservazioni a 2 classi principali:

1. DISCRETE
2. CONTINUE

LEGGI DISCRETE

- Legge di Bernoulli $X \sim \text{Be}(\mu)$, $\mu \in (0, 1)$

Descrivere il successo / insuccesso

$$\text{IP}(\{X = 0\}) = 1 - \mu$$

$$\text{IP}(\{X = 1\}) = \mu$$

$$\mathbb{E}(X) = \mu$$

$$\text{Var}(X) = \mu(1 - \mu)$$

Dem $\mathbb{E}(X) = \sum_{x \in R(X)} x \text{IP}(\{X = x\}) = \mu$

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2 = \sum_{x \in R(X)} x^2 \text{IP}(\{X = x\}) = \mu - \mu^2$$

- Legge Binomiale $X \sim \text{B}(n, \mu)$, $n > 0$, $\mu \in (0, 1)$

Descrivere il numero di successi K in n tentativi.

È la somma di $X_i \sim \text{Be}(\mu)$ ind $\forall i \in \{1 \dots n\}$

$$\text{IP}(\{X = k\}) = \binom{n}{k} \mu^k (1 - \mu)^{n-k} \quad \forall k \in [0, n]$$

$$\mathbb{E}(X) = np$$

$$\text{Var}(X) = np(1 - \mu)$$

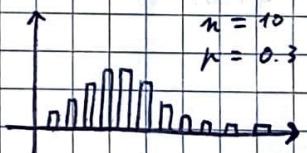
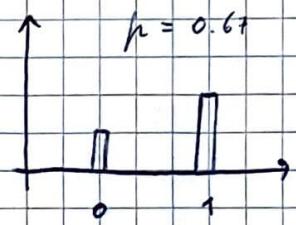
Dem $\mathbb{E}(X) = \sum_{i \in \{1 \dots n\}} \mathbb{E}(X_i) = np$

$$\text{Var}(X) = \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) = n \mu (1 - \mu)$$

Siano $X \sim \text{B}(n, \mu)$ e $Y \sim \text{B}(m, \mu)$

$$\Rightarrow X + Y \sim \text{B}(n + m, \mu)$$

Dem $X + Y = \sum_{i=1}^n X_i + \sum_{j=1}^m Y_j \stackrel{X_i \sim \text{Be}(\mu)}{=} \sum_{i=1}^{n+m} X_i \sim \text{B}(n + m, \mu)$



X_i ind \Rightarrow
 $\text{cov} = 0$



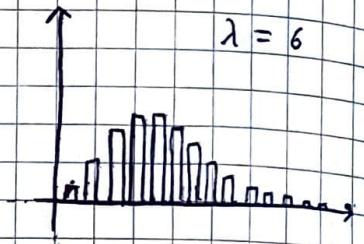
Legge di Poisson $X \sim P(\lambda)$, $\lambda > 0$

Describe il num. di successi in "tanti" tentativi indipend. con una media fissata.

$$P(\{X = k\}) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad \lambda = n \cdot \mu$$

$$E(X) = \lambda$$

$$\text{Var}(X) = \lambda$$



$$\text{Dim} \lim_{n \rightarrow +\infty} P(\{X_n = k\}) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad X_n \sim B(n, \mu)$$

$$\begin{aligned} P(\{X_n = k\}) &= \binom{n}{k} \mu^k (1-\mu)^{n-k} = \\ &= \frac{n!}{k!(n-k)!} \mu^k (1-\mu)^{n-k} = \frac{n!}{k!(n-k)!} \left(\frac{\lambda}{n}\right)^k \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-k} = \\ &= \frac{\lambda^k}{k!} \frac{n(n-1)\dots(n-k+1)}{n \cdot n \cdots n} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-k} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n \rightarrow \\ &\rightarrow \frac{\lambda^k}{k!} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \end{aligned}$$

$$\left(\lim_{n \rightarrow +\infty} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n \right) \stackrel{y = -\frac{\lambda}{n}}{=} \lim_{y \rightarrow -\infty} \left(1 + \frac{1}{y}\right)^{-\lambda y} = e^{-\lambda}$$

$$\begin{aligned} E(X) &= \sum_{k=0}^{+\infty} k P(\{X = k\}) = \sum_{k=0}^{+\infty} k e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} = \sum_{k=1}^{+\infty} k e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} = \\ &= e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{\lambda^k}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} e^\lambda = \lambda \end{aligned}$$

$$\left(\sum_{k=0}^{+\infty} \frac{\lambda^k}{k!} \right) = e^\lambda$$

$$\text{Var}(X) = n \mu (1 - \mu) \Rightarrow \lambda \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \lambda$$

$$E((X - E(X))^2) = E(X^2) - E(X)^2 =$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{k=0}^{+\infty} k^2 e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} - \lambda^2 = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{+\infty} k \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} - \lambda^2 = \\ &= \left(\sum_{h=0}^{k-1} (h+1) \frac{\lambda^h}{h!} \right) \lambda e^{-\lambda} - \lambda^2 = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda \end{aligned}$$

$$\text{Def} \quad X \sim P(\lambda) \quad \gamma \sim P(\mu) \stackrel{\text{(ind)}}{\Rightarrow} X + \gamma \sim P(\lambda + \mu)$$

$$\begin{aligned} \text{Def} \quad & \mathbb{P}(\{X + \gamma = k\}) = \sum_{h=0}^k \mathbb{P}(\{X = h\} \cap \{\gamma = k-h\}) = \\ & = \sum_{h=0}^k \mathbb{P}(\{X = h\}) \mathbb{P}(\{\gamma = k-h\}) = \\ & = \sum_{h=0}^k e^{-\lambda} \frac{\lambda^h}{h!} e^{-\mu} \frac{\mu^{k-h}}{(k-h)!} = \sum_{h=0}^k e^{-(\lambda+\mu)} \frac{\lambda^h \mu^{k-h}}{h! (k-h)!} \cdot \frac{k!}{k!} = \\ & = e^{-(\lambda+\mu)} \frac{1}{k!} \sum_{h=0}^k \binom{k}{h} \lambda^h \mu^{k-h} = e^{-(\lambda+\mu)} \frac{(\lambda+\mu)^k}{k!} \end{aligned}$$

POL. DI NOTTONE

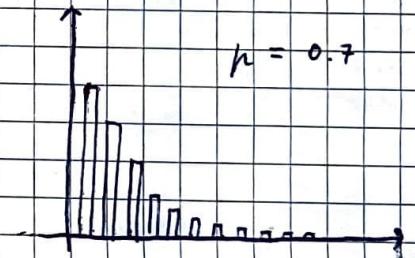
• Legge geometrica $X \sim \text{Geo}(\mu)$, $\mu \in (0, 1)$

Riscrivere il primo successo in n tentativi ind. con probabilità μ .

$$\mathbb{P}(\{X = k\}) = (1-\mu)^{k-1} \mu$$

$$\mathbb{E}(X) = \frac{1}{\mu}$$

$$\text{Var}(X) = \frac{1-\mu}{\mu^2}$$



$$\begin{aligned} \text{Def} \quad & \mathbb{E}(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} k \mathbb{P}(\{X = k\}) = \mu \sum_{k=1}^{+\infty} k (1-\mu)^{k-1} \underline{\underline{q = 1-\mu}} \\ & = \mu \sum_{k=1}^{+\infty} k q^{k-1} = \mu \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{d}{dq} q^k = \mu \frac{d}{dq} \sum_{k=0}^{+\infty} q^k = \\ & = \mu \frac{d}{dq} \left(\frac{1}{1-q} \right) = \mu \frac{1}{(1-q)^2} = \frac{1}{\mu} \end{aligned}$$

$q^0 = 1 \text{ const } (\frac{d}{dq} q^0 = 0)$

$$\begin{aligned} \text{Var}(X) &= \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2 = \sum_{k=1}^{+\infty} k^2 \mathbb{P}(\{X = k\}) - \frac{1}{\mu^2} = \\ &= \mu \sum_{k=1}^{+\infty} k^2 q^{k-1} - \frac{1}{\mu^2} = \mu k \frac{d}{dq} \sum_{k=1}^{+\infty} k q^k - \frac{1}{\mu^2} = \mu q \frac{d}{dq} \sum_{k=0}^{+\infty} q^k - \frac{1}{\mu^2} = \\ &= \mu \frac{d}{dq} \frac{q}{(1-q)^2} - \frac{1}{\mu^2} = \mu \frac{(1-q)^3 + 2q(1-q)}{(1-q)^4} - \frac{1}{(1-q)^2} = \frac{1}{\mu^2} \\ &= \mu \frac{\mu + 2(1-\mu)}{\mu^2} - \frac{1}{\mu^2} = \frac{\mu + 2 - 2\mu}{\mu^2} = \frac{1-\mu}{\mu^2} \end{aligned}$$

Le leggi geometriche sono di essere di memoria
 (è l'unica legge discreta con queste proprietà)

$$\text{IP}(\{X > m+n\} | \{X > m\}) = \text{IP}(\{X > m\})$$

$$\begin{aligned} \text{Dim} \quad \text{IP}(\{X > m+n\} | \{X > m\}) &= \frac{\text{P}(\{X > m+n\} \cap \{X > m\})}{\text{P}(\{X > m\})} = \\ &= \frac{\text{IP}(\{X > m+n\})}{\text{IP}(\{X > m\})} = \frac{(1-\mu)^{m+m+n}}{(1-\mu)^m} = (1-\mu)^n = \\ &= \text{IP}(\{X > n\}) \end{aligned}$$

$$\text{Prop} \quad \text{IP}(\{X > k\}) = (1-\mu)^k$$

$$\begin{aligned} \text{Dim} \quad \text{IP}(\{X > k\}) &= \sum_{h=k+1}^{+\infty} \text{IP}(\{X = h\}) = \mu \sum_{h=k+1}^{+\infty} (1-\mu)^{h-1} = \\ &= \mu \sum_{j=0}^{+\infty} (1-\mu)^{j+k} = \mu (1-\mu)^k \sum_{j=0}^{+\infty} (1-\mu)^j = (1-\mu)^k \end{aligned}$$

Leggi continue

Una var. continua $X : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ha funzione di densità
 di probabilità (f.o.p.) $f_X : \mathbb{R} \rightarrow [0, +\infty]$ se

$$\text{IP}(\{X \in I\}) = \int_I f_X(x) dx$$

$$\text{Dim} \quad \int_{\mathbb{R}} f_X(x) dx = 1 \quad \wedge \quad \int_a^a f_X(x) dx = 0 = \text{IP}(\{X = a\})$$

La funzione di distribuzione cumulativa (F.D.C.) è

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(t) dt = \text{IP}(\{X \leq x\})$$

$$\begin{aligned} \text{Dim} \quad F_X(x) &\xrightarrow{x \rightarrow -\infty} 0 \\ F_X(x) &\xrightarrow{x \rightarrow +\infty} 1 \end{aligned}$$

$$F_X(x_1) \leq F_X(x_2) \iff x_1 \leq x_2$$

Se X be f.s.c.p. $f_x \in C^0(\mathbb{R})$ [e. f. c. p.]

$$\Rightarrow F_x(x) = \int_{-\infty}^x f_x(t) dt \text{ e derivabile, } F'_x(x) = f_x(x)$$

per il Th. fondamentale del calcolo integrale.

Valore atteso

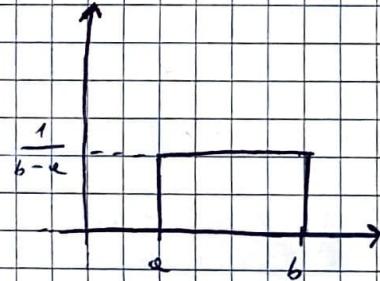
$$E(X) = \int_{\mathbb{R}} x f_x(x) dx, \quad f_x(x) \text{ f.d.p. di } X: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

Varianza

$$\text{Var}(X) = E(X^2) - E(X)^2$$

LEGGI CONTINUE

• Legge uniforme $X \sim U(a, b)$



$$f_x(x) = \frac{1}{b-a}, \quad x \in \mathbb{R}$$

$$E(X) = \frac{a+b}{2}$$
$$\text{Var}(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$$

$$\underline{\text{Dim}} \quad E(X) = \int_a^b \frac{x}{b-a} dx = \frac{b^2 - a^2}{b-a} \cdot \frac{1}{2} = \frac{a+b}{2}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(X) &= E(X^2) - E(X)^2 = \int_a^b \frac{x^2}{b-a} dx - \frac{(a+b)^2}{4} = \\ &= \frac{1}{3} \frac{b^3 - a^3}{b-a} - \frac{1}{4} (a^2 + 2ab + b^2) = \frac{1}{3} (b^2 + a^2 + ab) - \\ &- \frac{1}{4} (a^2 + 2ab + b^2) = \frac{1}{12} (4b^2 + 4a^2 + 4ab - 3a^2 - 3b^2 - 6ab) = \\ &= \frac{1}{12} (a^2 - 2ab + b^2) = \frac{a^2 + b^2 - 2ab}{12} \end{aligned}$$

Legge esponenziale $X \sim \text{Exp}(\lambda)$, $\lambda > 0$

Describe i tempi di attesa con proprietà particolari.

$$f_x(x) = \lambda e^{-\lambda x}, \quad x > 0$$

$$\mathbb{E}(X) = \frac{1}{\lambda}$$

$$\text{Var}(X) = \frac{1}{\lambda^2}$$

$$\begin{aligned} \text{Dim} \quad \mathbb{E}(X) &= \int_0^{+\infty} x f_x(x) dx = \int_0^{+\infty} x \lambda e^{-\lambda x} dx = \\ &= -x e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} + \int_0^{+\infty} e^{-\lambda x} dx = -\frac{1}{\lambda} e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} = \frac{1}{\lambda} \end{aligned}$$

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2 = \frac{2}{\lambda^2} - \frac{1}{\lambda^2} = \frac{1}{\lambda^2}$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X^2) &= \int_0^{+\infty} x^2 f_x(x) dx = -x^2 e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} + \int_0^{+\infty} 2x e^{-\lambda x} dx = \\ &= 2 \left(x \left(-\frac{1}{\lambda} \right) e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} + \int_0^{+\infty} \frac{1}{\lambda} e^{-\lambda x} dx \right) = \frac{2}{\lambda^2} \end{aligned}$$

$$\text{Dim} \quad \mathbb{P}(\{X > t\}) = \int_t^{+\infty} \lambda e^{-\lambda x} dx = e^{-\lambda x} \Big|_t^{+\infty} = e^{-\lambda t}$$

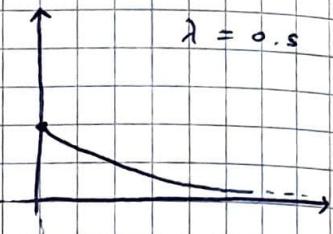
$$\text{Dim} \quad \mathbb{P}(\{X > t+z\} | \{X > z\}) = \mathbb{P}(\{X > t\})$$

La legge esponenziale è l'unica legge continua che gode di essere di memoria.

$$\begin{aligned} \text{Dim} \quad \mathbb{P}(\{X > t+z\} | \{X > z\}) &= \frac{\mathbb{P}(\{X > t+z\} \cap \{X > z\})}{\mathbb{P}(\{X > z\})} = \\ &= \frac{\mathbb{P}(\{X > t+z\})}{\mathbb{P}(\{X > z\})} = \frac{e^{-\lambda(t+z)}}{e^{-\lambda z}} = e^{-\lambda t} = \mathbb{P}(\{X > t\}) \end{aligned}$$

Vetori elettronici continui

Un vettore elettronico ha f.d.p. congiunta $f_{x,y}(x,y)$ se



$$P(\{(x, y) \in E\}) = \iint_E f(x, y) dx dy$$

f_x e f_y si dicono MARGINALI

$$f_x = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{x,y}(x, y) dy \quad F_x(z) = \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^{+\infty} f_{x,y}(t, y) dy dt$$

Variabili statistiche indipendenti

X e Y sono indipendenti se

$$f_{x,y}(x, y) = f_x(x) f_y(y)$$

$$\begin{aligned} \text{Dim} \quad P(\{(X, Y) \in (-\infty, z] \times (-\infty, y]\}) &= \\ &= \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^y f_{x,y}(t, u) du dt = \\ &= P(\{X \leq z\} \cap \{Y \leq y\}) = \\ &= \int_{-\infty}^z f_x(t) dt \int_{-\infty}^y f_y(u) du = \\ &= P(\{X \leq z\}) P(\{Y \leq y\}) \end{aligned}$$

Ora invece in $x = y$ otteniamo $F_{x,y}(x, y) = f_x(x) f_y(y)$

Questa si dice X e Y ind. con f.d.p. $f_x(x) = f_y(y)$

$$\Rightarrow F_{x+y}(z) = P(\{X + Y \leq z\}) = \int_{-\infty}^z f_{x+y}(t) dt =$$

$$= P(\{(X, Y) \in E\}), \quad E = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid x + y \leq z\}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{z-x} f_{x,y}(x, y) dy \right) dx \quad \stackrel{x+y=z}{=} \quad \text{reale}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^z f_{x,y}(x, z-x) dx dy =$$

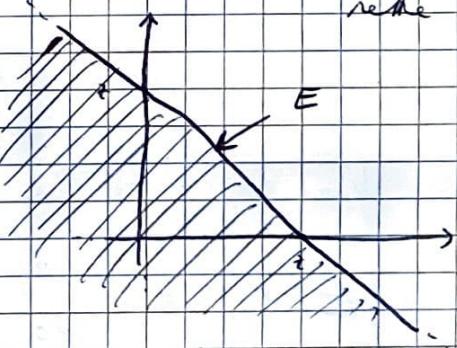
$$= \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^{+\infty} f_{x,y}(x, z-x) dx dy =$$

$$= \int_{-\infty}^z f_{x+y}(t) dt$$

$$F_{x+y}(z) = f_{x+y}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{x,y}(z, z-x) dx =$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} f_x(x) f_y(z-x) dx = [f_x * f_y](z)$$

$f_x * f_y$ è la CONVOLUZIONE



$$\underline{\text{Convoluzione}} \quad f_x * f_y (z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_x(x) f_y(z-x) dx$$

caso Calcoliamo con la convoluzione $X_1 + X_2$ con
 $X_1 \sim \text{Exp}(\lambda)$ ind.

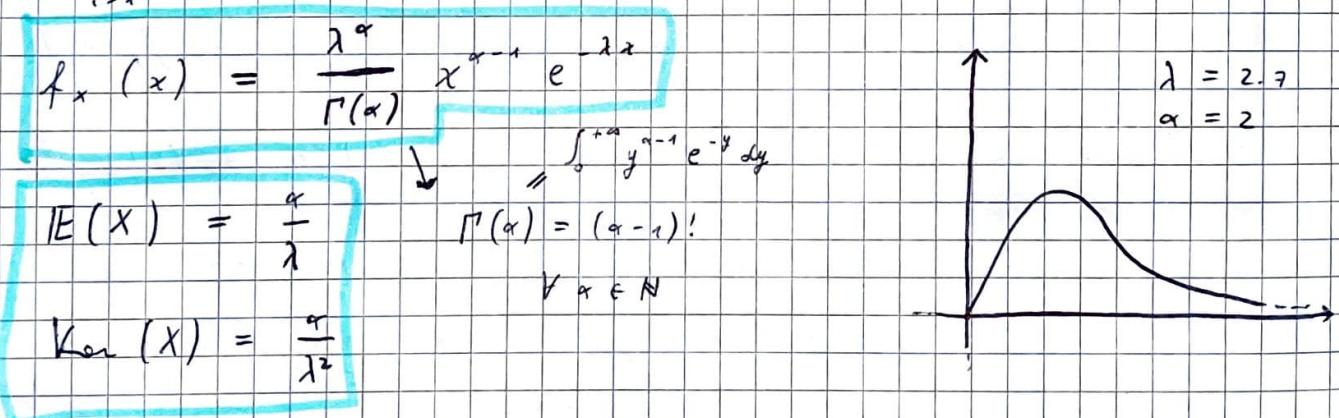
$$f_{X_1 + X_2}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X_1}(x) f_{X_2}(z-x) dx = \\ = \int_0^z \lambda e^{-\lambda x} \lambda e^{-\lambda(z-x)} dx = \int_0^z \lambda^2 e^{-\lambda z} dx = z \lambda^2 e^{-\lambda z}$$

$$f_{X_1 + X_2 + X_3}(z) = f_{X_1 + X_2} * f_{X_3}(z) = \dots = \lambda^3 \frac{z^2}{2} e^{-\lambda z}$$

Legge Gamma $X \sim \text{Gamma}(\alpha, \lambda)$, $\alpha > 0$, $\lambda > 0$

\bar{E} le somme di α esponenziali $X_i \sim \text{Exp}(\lambda)$

$$\sum_{i=1}^{\alpha} X_i \sim \text{Exp}(\lambda) = X \sim \text{Gamma}(\alpha, \lambda)$$



Ora ① $E(X) = E\left(\sum_{i=1}^{\alpha} X_i \sim \text{Exp}(\lambda)\right) = \sum_{i=1}^{\alpha} E(X_i) = \frac{\alpha}{\lambda}$

② $V(X) = V\left(\sum_{i=1}^{\alpha} X_i \sim \text{Exp}(\lambda)\right) = \sum_{i=1}^{\alpha} V(X_i) = \frac{\alpha}{\lambda^2}$

$$\begin{aligned} ② \quad E(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} x^{\alpha+1} e^{-\lambda x} dx \right) \\ &= \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{(\alpha-1)+1} e^{-\lambda x} dx = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\lambda^{\alpha+1}} \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^{\alpha+1}}{\Gamma(\alpha+1)} x^{(\alpha+1)-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \frac{\alpha}{\lambda} \end{aligned}$$

$$V(X) = E(X^2) - E(X)^2 = \frac{\alpha^2 + \alpha}{\lambda^2} - \frac{\alpha^2}{\lambda^2} = \frac{\alpha}{\lambda^2}$$

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \int_0^{+\infty} x^2 \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \alpha x^{\alpha-1} e^{-\lambda x} dx = \\ &= \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha+2)}{\lambda^{\alpha+2}} \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^{\alpha+2}}{\Gamma(\alpha+2)} x^{\alpha+1} e^{-\lambda x} dx = \\ &= \frac{\alpha(\alpha+1)}{\lambda^2} \end{aligned}$$

Rh $X \sim \text{Gamma}(\alpha, \lambda)$ $\wedge Y \sim \text{Gamma}(\beta, \lambda) \Rightarrow$

$\Rightarrow X + Y \sim \text{Gamma}(\alpha + \beta, \lambda)$

• Legge Normale $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $\mu \in \mathbb{R}$, $\sigma^2 \geq 0$

La somma di $n > 30$ X_i risulta posta ad una legge normale. (TH. LIMITE CENTRALE)

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu}{\sigma} \right)^2} \sim N(\mu, \sigma^2)$$

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \sim N(0, 1)$$

$$\begin{cases} E(X) = \mu \\ \text{Var}(X) = \sigma^2 \end{cases} \quad \text{per definizione}$$

$$F_X(x) = \Phi(x) \quad \text{per } X \sim N(0, 1)$$

$$\text{z - value} : z = \frac{x-\mu}{\sigma} \quad (\text{grande obs. std. dist. da } \mu)$$

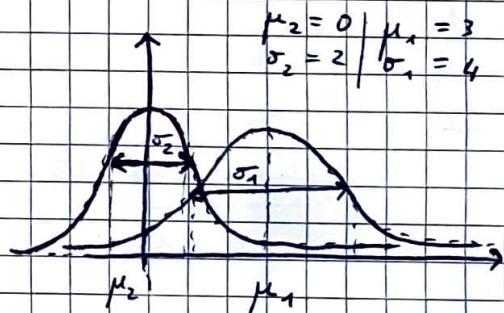
Proprietà $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $Y \sim N(\nu, \tau^2)$

$$\Rightarrow X + Y \sim N(\mu + \nu, \sigma^2 + \tau^2)$$

$$X + k \sim N(\mu + k, \sigma^2)$$

$$aX + b \sim N(a\mu, a^2 \sigma^2)$$

$$aX + k \sim N(a\mu + k, a^2 \sigma^2)$$



STATISTICA INFERNZIALE

Def Un vettore elettronico $X^t = (X_1, X_2 \dots X_n)$ composto da var. elettroniche ind. si chiama CAMPIONE CASUALE

Def I valori di un campione casuale $(X_1, X_2 \dots X_n)$ sono $(x_1, x_2 \dots x_n) \in \Omega(X_1, X_2 \dots X_n)$

X è definita da parametri $\theta \in \Theta$

$$\underline{\text{Ex}} \quad X \sim \text{Be}(\mu) \Rightarrow \theta = \mu \quad \Theta = [0, 1]$$

$$X \sim \text{B}(n, \mu) \Rightarrow \theta = (n, \mu) \quad \Theta = N \times (0, 1)$$

Obiettivo delle statistiche inferenziali

Essere in campione casuale $(X_1, X_2 \dots X_n)$ della popolazione X definite dai parametri $\theta \in \Theta$ l'obiettivo delle statistiche inf. è quell di ottenere informazioni sulla popolazione e pertanto sui dati (x_1, \dots, x_n) (questo processo è detto "di inferenza")

Def Sia (X_1, \dots, X_n) un campione casuale.

Una stima costruita a partire del campione è una var. elettronica $H(X_1, \dots, X_n)$

Ex La media campionaria è la stima \bar{X}_n

$$\boxed{\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i}$$

\bar{x}_n è la realizzazione di \bar{X}_n calcolata ai dati

$$\bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Se la popolazione X è definita da parametri $\theta \in \Theta$, $h(\theta)$ il parametro da stimare è $H(X_1, \dots, X_n)$ ha lo scopo di stimare $h(\theta) \Rightarrow H(X_1, \dots, X_n)$ STIMATORE di $h(\theta)$

Def Una stima si dice corretto se $H(X_1, \dots, X_n)$ ha come valore atteso $h(\theta)$

$$E(H(X_1, \dots, X_n)) = h(\theta)$$

$H(x_1, \dots, x_n)$ mi dice STIMA PUNTUALE di $h(\theta)$

Ese La varianza campionaria è la statistica S_n^2

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_i (x_i - \bar{x}_n)^2$$

$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_i (x_i - \bar{x}_n)^2$ è la realizzazione mi dati.

Def $E(\bar{x}_n) = \mu$

$\text{Var}(\bar{x}_n) = \frac{\sigma^2}{n} \neq \sigma^2$ legge dei grandi numeri

Con $n \rightarrow +\infty$ $\text{Var}(\bar{x}_n) \rightarrow 0$ (sempre più certa)

LEGGE DEI GRANDI NUMERI

Se sono X_1, \dots, X_n iid con $E(X_i) = \mu$ e $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$

$$\Rightarrow \forall \epsilon > 0 \quad \lim_{n \rightarrow +\infty} P(\{|\bar{x}_n - \mu| < \epsilon\}) = 1$$

$$\underline{\text{Dim}} \quad P(\{|\bar{x}_n - \mu| > \epsilon\}) = 1 - P(\{|\bar{x}_n - \mu| < \epsilon\}) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0$$

$$P(\{|\bar{x}_n - \mu| > \epsilon\}) = P(\{(\bar{x}_n - \mu)^2 > \epsilon^2\}) =$$

$$= \int_{\epsilon^2}^{+\infty} f_y(y) dy = \int_{\epsilon^2}^{+\infty} \frac{1}{\epsilon^2} f_y(y) dy \leq \frac{1}{\epsilon^2} \int_{\epsilon^2}^{+\infty} y f_y(y) dy \leq$$

$$\leq \frac{1}{\epsilon^2} \int_0^{+\infty} y f_y(y) dy = \frac{1}{\epsilon^2} E(Y) = \frac{1}{\epsilon^2} E((\bar{x}_n - \mu)^2) =$$

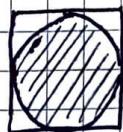
$$= \frac{1}{\epsilon^2} (\text{Var}(\bar{x}_n - \mu) + E(\bar{x}_n - \mu)^2) =$$

$$= \frac{1}{\epsilon^2} \left(\frac{\sigma^2}{n} + 0^2 \right) = \frac{\sigma^2}{\epsilon^2 n} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0$$

Dalle leggi dei grandi numeri nasce la simulazione
di Monte Carlo.

Sappiamo che con $n \rightarrow +\infty$ tende verso $\bar{X}_n \rightarrow \mu$ possono usare un calcolatore per simulare n tentativi e trovare μ

Ese Sim. MonteCarlo per π



$$\pi = \frac{\# \text{ucc}}{\# \text{tentativi}}$$

$$\# \text{ucc} = A_0 = \pi \left(\frac{1}{2}\right)^2 = \frac{\pi}{4}$$

$$\mu \rightarrow \frac{\pi}{4}$$

$$\# \text{tentativi} = A_0 = 1^2 = 1$$

TH. DEL LIMITE CENTRALE

Sia X popolazione con $E(X) = \mu$ e $V(X) = \sigma^2$

X_1, X_2, \dots, X_n iid

$$\Rightarrow \lim_{n \rightarrow +\infty} P\left(\left\{ \frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \leq z \right\}\right) = \Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{x^2}{2}} dx$$

Applicabile per $n \geq 30$ senza ever bisogno di conoscere la legge di X_i .

INTERVALLI DI CONFIDENZA (I.c.)

Un I.c. con livello di confidenza β è un intervallo aleatorio $[U_m, V_m]$ dove $U_m = u_m(X_1, \dots, X_n)$ e $V_m = v_m(X_1, \dots, X_n)$ sono statistiche \Rightarrow

$$\boxed{\beta = P(\{U_m \leq h(\theta) \leq V_m\})}$$

Ese $h(\theta) = \mu$ (noto σ)

$$\begin{aligned} \beta &= P(\{U_m \leq \mu \leq V_m\}) = P(\{-V_m \leq \mu \leq U_m\}) = \\ &= P\left(\left\{ \frac{\bar{X}_m - V_m}{\sigma/\sqrt{n}} \leq \frac{\bar{X}_m - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \leq \frac{\bar{X}_m - U_m}{\sigma/\sqrt{n}} \right\}\right) = \\ &\quad \underbrace{\zeta \sim N(0,1)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= P \left(\left\{ \frac{\bar{X}_n - V_n}{\sigma/\sqrt{n}} \leq \frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \right\} \right) = \\
 &= 1 - P \left(\left\{ \bar{Z} \geq \frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \right\} \cup \left\{ \bar{Z} \leq \frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \right\} \right) = \\
 &= 1 - 2 P \left(\left\{ \bar{Z} \geq z_{\alpha/2} \right\} \right), \quad \alpha = 1 - \beta \\
 &\left(1 - 2 \frac{\alpha}{2} = 1 - \alpha = \beta \right)
 \end{aligned}$$



$$\frac{\bar{X}_n - V_n}{\sigma/\sqrt{n}} = -z_{\alpha/2} \Rightarrow V_n = \bar{X}_n + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\alpha/2}$$

$$\frac{\bar{X}_n - U_n}{\sigma/\sqrt{n}} = z_{\alpha/2} \Rightarrow U_n = \bar{X}_n - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\alpha/2}$$

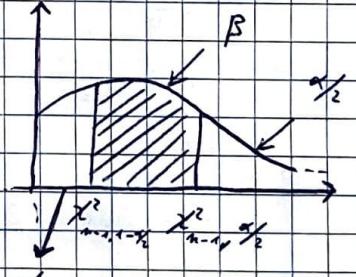
$$\text{I.C.} = \left[\bar{X}_n - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X}_n + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$$

$$z_{\alpha/2} = \phi^{-1}(1 - \alpha/2) \quad [z_x = \phi^{-1}(1 - x)]$$

$$\left[\phi^{-1}(x) + \phi(-x) = 1 \right]$$

$$\underline{E_n} h(\theta) = \sigma^2$$

$$\begin{aligned}
 \beta &= P(V_n \leq \sigma^2 \leq U_n) = \\
 &= P\left(\left\{ \frac{1}{V_n} \leq \frac{1}{\sigma^2} \leq \frac{1}{U_n} \right\}\right) = \\
 &= P\left(\left\{ \frac{(m-1) S_m^2}{V_n} \leq \frac{(m-1) S_m^2}{\sigma^2} \leq \frac{(m-1) S_m^2}{U_n} \right\}\right) \quad \alpha/2
 \end{aligned}$$



$$\frac{(m-1) S_m^2}{V_n} = \chi^2_{m-1, 1 - \alpha/2} \Rightarrow V_n = \frac{(m-1) S_m^2}{\chi^2_{m-1, 1 - \alpha/2}}$$

$$\frac{(m-1) S_m^2}{U_n} = \chi^2_{m-1, \alpha/2} \Rightarrow U_n = \frac{(m-1) S_m^2}{\chi^2_{m-1, \alpha/2}}$$

$$\text{I.C.} = \left[\frac{(m-1) S_m^2}{\chi^2_{m-1, \alpha/2}}, \frac{(m-1) S_m^2}{\chi^2_{m-1, 1 - \alpha/2}} \right]$$

$$\underline{E_2} \quad h(\theta) = \mu \quad (\sigma \text{ non noto})$$

$$\beta = P(\{U_n \leq \mu \leq V_n\})$$

$$\beta = P\left(\left\{\frac{\bar{X}_n - \mu}{s_n/\sqrt{n}} \leq \frac{\bar{X}_n - \mu}{s_n/\sqrt{n}} \leq \frac{\bar{X}_n - \mu}{s_n/\sqrt{n}}\right\}\right)$$

$\approx t(n-1)$

LEGGI CONTINUE PER ANALISI INFERENZIALE

- Chi - Quadro $X \sim \chi^2(n)$

$$\chi^2(n) = \text{Gamma}\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right)$$

$$f_X(x) = \frac{\lambda^{n/2}}{\Gamma(n/2)} x^{n/2-1} e^{-\frac{1}{2}x}$$

$$\text{Oss} \quad \sum_{i=1}^n X_i^2 \leftarrow Z \sim \text{Gamma}\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right), \quad X_i \sim N(0, 1)$$

$$\text{Dim} \quad f_{Z^2}(x) = ?$$

$$P(\{Z^2 \leq x\}) = 0 \quad \forall x \leq 0$$

$$P(\{Z^2 \leq x\}) = P(\{-\sqrt{x} \leq Z \leq \sqrt{x}\}) = 2P(\{0 \leq Z \leq \sqrt{x}\})$$

$$= 2 \int_0^{\sqrt{x}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad \stackrel{u=t^2}{=} \quad$$

$$= 2 \int_0^{\sqrt{x}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{2\sqrt{z}} e^{-\frac{z}{2}} dz = F_{Z^2}(x)$$

$$F'_{Z^2}(x) = f_{Z^2}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sqrt{x}} e^{-\frac{x}{2}} = \frac{\left(\frac{n}{2}\right)^{\frac{n}{2}}}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \frac{x^{\frac{n}{2}-1}}{\sqrt{\pi}} e^{-\frac{x}{2}}$$

Perche' si usa?

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [(X_i - \mu)^2 + (\bar{X}_n - \mu)^2 -$$

$$- 2(X_i - \mu)(\bar{X}_n - \mu)] = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 + n(\bar{X}_n - \mu)^2 \right]$$

$$- 2n(\bar{X}_n - \mu)(n\bar{X}_n - n\mu) \right] =$$

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

$$\Rightarrow (n-1) s_m^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 - n (\bar{x}_m - \mu)^2$$

$$\Rightarrow (n-1) \frac{s_m^2}{\sigma^2} + n \left(\frac{\bar{x}_m - \mu}{\sigma} \right)^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2$$

$$\Rightarrow \frac{(n-1) s_m^2}{\sigma^2} + \underbrace{\left(\frac{\bar{x}_m - \mu}{\sigma} \right)^2}_{\sim N(0,1)} = \sum_{i=1}^n \underbrace{\left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2}_{\sim N(0,1)}$$

$$\Rightarrow \frac{(n-1) s_m^2}{\sigma^2} + z^2 = \sum_{i=1}^n z_i^2, \quad z_i \sim N(0,1)$$

$$z^2 \sim \chi^2(1) = \text{Gamma}(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$$

$$z_i^2 \sim \chi^2(1) = \text{Gamma}(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$$

$$\sum z_i^2 \sim \chi^2(n) = \text{Gamma}(\frac{n}{2}, \frac{1}{2})$$

$$\Rightarrow \frac{(n-1) s_m^2}{\sigma^2} \sim \text{Gamma}(\frac{n-1}{2}, \frac{1}{2}) = \chi^2(n-1)$$

• t-Student $X \sim t(n)$

$$X = \frac{z}{\sqrt{\frac{Q_m}{n}}}, \quad z \sim N(0,1) \wedge Q_m \sim \chi^2(n)$$

$$f_X(x) = \frac{\Gamma(\frac{n+1}{2})}{\sqrt{n\pi} \Gamma(\frac{1}{2})} \frac{1}{(1 + \frac{x^2}{n})^{\frac{n+1}{2}}}$$

$$n \rightarrow +\infty \Rightarrow X \sim t(n) \approx N(0,1)$$

Berechne x wie?

$$\begin{aligned} \frac{\bar{x}_m - \mu}{s_m / \sqrt{n}} &= \frac{\bar{x}_m - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \cdot \frac{\sigma}{s_m} = \frac{z}{\sqrt{\frac{s_m^2}{\sigma^2}}} \cdot \frac{1}{\sqrt{\frac{n-1}{n}}} = \\ &= z \cdot \frac{\sqrt{n-1}}{\sqrt{\frac{(n-1)s_m^2}{\sigma^2}}} \sim \chi^2(n-1) \end{aligned}$$

INTERVALLO DI CONFIANZA UNILATERALE

$$\beta = \text{IP} (\{ V_m \leq h(\theta) \})$$

lim. inf. di confidenza V_m

$$\beta = \text{IP} (\{ \bar{x}h(\theta) \leq V_m \})$$

lim. sup. di confidenza V_m

Note: In questo caso viene preso τ_α e non $\tau_{\alpha/2}$

TEST DI IPOTESI

Si pone la ipotesi nulla $H_0 : h(\theta) \in E_0$

e si verifica che l'ipotesi alternativa $H_1 : h(\theta) \in E_1$,

con $E_0 \cap E_1 = \emptyset$ è a rifiutabile o accettabile secondo

il livello di significatività $\alpha \in (0, 1)$

H_0

Errors:

		H_0	\bar{H}_0
		H_0 vero	\bar{H}_0
H_0 accettare		✓	II
\bar{H}_0	I		✓

I tipo: $\mu = 3$ me pensavo

che $\mu > 3 \} H_1$

II tipo: $\mu > 3 \} H_1$ me pensavo

che $\mu = 3 \} H_0$

Il livello di significatività α è la prob. di commettere un * errore del I tipo.

$$R_c = \{ (x_1, \dots, x_m) \in R \mid (x_1, \dots, x_m) \Rightarrow \bar{x}_m > \mu_0 + \delta \}$$

$$\alpha = \text{IP} (\{ (x_1, \dots, x_m) \in R_c \})$$

essendo vero $\mu = \mu_0$

$$= \text{IP} (\{ \bar{x}_m > \mu_0 + \delta \}) = \text{P} \left(\left\{ \frac{\bar{x}_m - \mu}{\sigma/\sqrt{m}} > \frac{\mu_0 - \mu}{\sigma/\sqrt{m}} + \frac{\delta}{\sigma/\sqrt{m}} \right\} \right)$$

$$\Rightarrow \alpha = \text{P} \left(\left\{ z > \frac{\delta}{\sigma/\sqrt{m}} \right\} \right)$$

($\mu = \mu_0$)

$$\frac{\delta}{\sigma/\sqrt{m}} = z_\alpha \Rightarrow \delta = \sigma \sqrt{m} z_\alpha$$

$$\text{Se } \bar{x}_m > \mu_0 + \delta = \mu_0 + \frac{\sigma}{\sqrt{m}} z_\alpha \Rightarrow H_0 \text{ rifiutata}$$

on Se H_0 è respinta con liv. di significatività α

$\Rightarrow H_0$ è respinta con $\alpha > \alpha'$

P-VALUE

Il p-value è il più piccolo livello di significatività α per cui si può permettere di respingere l'ipotesi nulla H_0 .

$\forall \alpha > p\text{-value}$: H_0 è respinta

$\forall \alpha < p\text{-value}$: H_0 è accettata

$$p\text{-value} = \inf \left\{ \alpha \in (0,1) \mid \bar{x}_n > \mu_0 + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_\alpha \right\} =$$

$$= \inf \left\{ \alpha \in (0,1) \mid \underbrace{\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}}_{z\text{-SCORE}} > z_\alpha \right\} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow p\text{-value} = \inf_{\alpha \in (0,1)} \left\{ \phi(z_\alpha) < \phi\left(\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}\right) \right\} =$$

$$= \inf_{\alpha \in (0,1)} \left\{ \phi(z_\alpha) < \phi\left(\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}\right) \right\} =$$

$$= \inf_{\alpha \in (0,1)} \left\{ 1 - \alpha < \phi\left(\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}\right) \right\} =$$

$$= \inf_{\alpha \in (0,1)} \left\{ \alpha > 1 - \phi\left(\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}\right) \right\} = 1 - \phi\left(\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}\right)$$

$\phi(-\frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}})$